

Уральский федеральный университет
имени первого Президента России Б.Н. Ельцина

Л.Г. Доросинский, Н.С. Виноградова

**ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ
В МНОГОПОЗИЦИОННЫХ
КОСМИЧЕСКИХ РСА**

Монография

Москва,
2019

УДК 621.312.01(076)

ББК 32.88

Д69

Рецензенты:

Иванов Вячеслав Элизбарович — доктор технических наук, профессор;

Часовских Виктор Петрович — доктор технических наук, профессор.

Доросинский Л.Г., Виноградова Н.С.

Д69

Обработка информации в многопозиционных космических РСА: монография. — М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2019. — 262 с.

ISBN 978-5-91327-593-6

Книга посвящена решению теоретических и практических проблем обнаружения, измерения параметров и классификации пространственно-распределённых целей (ПРЦ) по их радиолокационным изображениям (РЛИ), формируемым в многопозиционной системе наблюдения, реализованной группой космических аппаратов (КА). В книге подробно рассмотрены методы синтеза и анализа алгоритмов классификации ПРЦ, алгоритмов оценки параметров РЛИ, практических алгоритмов оценки когерентности РЛИ, получаемых различными КА.

Книга представляет интерес для специалистов, студентов и аспирантов, работающих в области разработки современных радиотехнических систем военного и гражданского назначения.

ISBN 978-5-91327-593-6

© Доросинский Л.Г., Виноградова Н.С., 2019

© ИД «Академия Естествознания»

© АНО «Академия Естествознания»

ВВЕДЕНИЕ

Проблема обнаружения, оценки параметров и классификации пространственно-распределённых целей была и остаётся определяющей при разработке и создании современных радиолокационных систем мониторинга космической, воздушной и наземной обстановки современными и перспективными радиолокационными средствами.

В настоящей работе названная проблема решается, как задача наблюдения наземных и надводных целей космическими системами с высоким разрешением по дальности и азимуту (РЛС с синтезированной апертурой).

В работе приведены основные сведения из области принятия оптимальных решений: метод максимального правдоподобия, параметрический и непараметрический методы оценивания параметров, которые носят общетеоретический характер

Кроме того, получены модели принимаемых сигналов, синтезированы оптимальные и предложены квазиоптимальные (практически реализуемые) алгоритмы обнаружения сигналов от пространственно-распределённых целей, алгоритмы оценивания параметров названных сигналов, а также алгоритмы классификации целей по отражённым сигналам.

В работе получены необходимые выражения для определения эффективности обнаружения, оценивания и классификации и произведены соответствующие вычисления, что позволяет сформулировать практические рекомендации по выбору параметров используемых сигналов.

Каждая глава монографии носит вполне законченный характер и может рассматриваться отдельно от общего текста. В связи с этим библиографический список приводится отдельно к каждой главе работы.

Настоящая монография будет полезна разработчикам и исследователям современных радиолокационных систем различного назначения, предназначенных для эффективной обработки сигналов от пространственно-распределённых целей, а также аспирантам и студентам, изучающим современные радиотехнические системы.

1. ОСНОВНЫЕ МЕТОДЫ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ

1.1. История дистанционного зондирования Земли из космоса

Дистанционное зондирование Земли (ДЗЗ) — это широко распространённый метод извлечения информации о поверхности Земли и объектах на ней, атмосфере, океане, верхнем слое земной коры такими способами, когда регистрирующая аппаратура удалена от объекта наблюдения на значительное расстояние и размещена на движущемся носителе — летательном аппарате (ЛА): искусственном спутнике Земли, самолёте, беспилотном ЛА и др. [1, 3, 4]. При дистанционном зондировании существует функциональная связь между физическими параметрами, характеризующими состояние наблюдаемой поверхности, и регистрируемыми аппаратурой наблюдения вторичными параметрами собственного или отраженного излучения объекта. Измеряемые параметры электромагнитного излучений/отражения от поверхности после соответствующей обработки позволяют сделать практически полезные выводы о состоянии поверхности и прогнозировать названное состояние в интересах самых различных областей знаний.

Исторически первыми аппаратными средствами дистанционного зондирования служила фотография. Начиная со второй половины XX века доминирующую роль в области ДЗЗ стали играть космические средства наблюдения, такие, в частности, как разведывательные спутники (программы CORONA, ARGON, LANYARD), получающие фотоснимки земной поверхности с низких орбит.

В апреле 1960 Первый метеорологический спутник был запущен в США 1 апреля 1960 года. Он использовался для прогноза погоды, наблюдения за перемещением циклонов и других подобных задач. Первым среди спутников, которые применялись для регулярной съёмки больших участков земной поверхности, стал

Первым спутником для систематической съёмки больших участков поверхности стал TIROS-1 (Television and Infrared Observation Satellite). Для целей сельского хозяйства в 1972 году был запущен спутник ERTS-1 (Earth Resources Technology Satellite). Такого рода спутники используются и в настоящее время (серия Landsat).

В 1978 году, был запущен первый спутник со сканирующей системой SEASAT. Первый французский спутник (SPOT) выведен на орбиту в 1985 году. Далее состоялись запуски индийского и японского спутников. Уже в 1975 году состоялся запуск Китайского спутника.

Отметим основные тенденции развития космического зондирования.

- Разрешение космических снимков, полученных в метровом и дециметровом диапазоне волн, становится близким к фотоснимкам.

- Растёт удельный вес цифровых методов обработки и формирования снимков поверхности.

- Независимость радиолокационных методов наблюдения от времени суток и погодных условий делает названные методы широко используемыми и основными методами ДЗЗ.

- Растёт число коммерческих аппаратов: Landsat(США), SPOT (Франция), IRS(Индия), ALOS (Япония), Cartosat (Индия), спутники сверхвысокого разрешения Ikonos, QuickBird, GeoEye (США), в том числе радиолокационные TerraSAR-X, TanDEM-X, RapidEye (Германия).

Данные спутников комплексировются с другими источниками информации, включая, так называемые, подспутниковые наблюдения.

Стереосъёмка даёт возможность формировать трёхмерное изображение наблюдаемого объекта.

Многозональная и гиперспектральная съёмка позволяют повысить эффективность дешифрирования изображения земной и водной поверхностей.

Многовременная съёмка — съёмка в заранее определенные даты для сравнительного анализа изображений изменяющихся во времени.

Многополяризационная съёмка использует поляризационные отличия отражений от разных типов поверхностей.

1.2. Техника получения материалов дистанционного зондирования

При формировании изображений различных поверхностей используют разные спектральные диапазоны — световой, тепловой и радиодиапазон [2—4].

На световых снимках отображаются оптические характеристики объектов.

Использование приемников теплового излучения (тепловая съёмка) позволяет получить тепловые инфракрасные снимки.

Съемка в радиодиапазоне делится на пассивную (регистрация собственного излучения исследуемых объектов) и активную (регистрация отраженного радиоизлучения).

Радиолокационная съемка формирует изображения земной поверхности независимо от погодных условий, в дневное и ночное время благодаря принципу активной радиолокации.

Радиолокационная съемка Земли ведется в различных диапазонах длин волн (1 см — 1 м) или частот (40 ГГц — 300 МГц).

Радиолокационная информация особенно эффективна для целей картографирования территорий, преимущественно закрытых облачностью. В этом случае радиолокационные изображения существенно превосходят оптические.

При использовании информации о разности фаз отражённых сигналов сигналов (радиолокационная интерферометрия) удаётся формировать карты высот элементов поверхности (спутники Cosmo-Skymed, TerraSAR-X, TanDEM-X определяют высоты с относительной точностью менее 2 м).

Температурные неоднородности поверхности Земли, возникающие в результате неодинакового нагрева различных ее участков, являются источником информации при съёмке в инфракрасном диапазоне спектра электромагнитных колебаний. На ИК-изображениях светлыми тонами фиксируются участки с низкими температурами, темными -с относительно более высокими. Яркость тона прямо пропорциональна интенсивности тепловой аномалии.

ИК-съёмка может использоваться для изучения рельефа дна шельфа. Поскольку температура поверхности воды над более глубокими участками ниже, чем над мелкими, ИК-изображения дают возможность выделять формы рельефа дна.

Методы ДЗЗ позволяют существенно повысить эффективность картографирования земельных и водных ресурсов, почв, лесов, сельскохозяйственных посевов и городской инфраструктуры, оценки урожая и многое другое.

Примерами эффективного использования технологий дистанционного зондирования может служить краткий перечень отраслей их использования:

1. Землепользование и картографирование земельных ресурсов.
2. Исследования роста городов.
3. Сельское хозяйство.
4. Картографирование грунтовых вод.

5. Борьба с наводнениями.
6. Гидроморфологические исследования.
7. Картографирование пустующих земель.
8. Региональное планирование.
9. Борьба с природными катастрофами.

1.3. РЛС с синтезированной апертурой

Радиолокатор с синтезированной апертурой (РСА) — это активный датчик, излучающий импульсный радиолокационный сигнал, оптимальная обработка которого на борту летательного аппарата позволяет получить радиолокационное изображение (РЛИ) подстилающей поверхности с высоким разрешением по дальности, благодаря широкополосности используемого сигнала и по азимуту за счёт, так называемого, процесса искусственного синтезирования апертуры антенны. Эффект искусственного синтезирования антенны создаётся вследствие когерентного накопления сигнала на достаточно протяжённом участке траектории полёта ЛА (порядка единиц километров). При таком размере раскрыва антенны в дециметровом диапазоне длин электромагнитных волн разрешение по двум координатам может достигать величин порядка единиц метров [3, 4].

Принцип синтезированной апертуры основан на приеме сигнала от одной и той же точки местности на протяжении достаточно длительного участка полета носителя РСА. При таком способе приема сигнала получается искусственное увеличение (синтезирование) линейного раскрыва антенны за счет движения носителя.

Дополнительный эффект получения не только яркостных карт наблюдаемых участков местности, но и карт распределения высот этих участков обеспечивает интерферометрия — инструмент построения цифровых моделей рельефа поверхности.

Радиолокационные изображения, формируемые в РСА, позволяют решать следующие задачи.

- получение карт труднодоступных территорий, в том числе, покрытых густой растительностью;
- обновление элементов содержания топографических карт;
- построение цифровых моделей рельефа (ЦМР);
- мониторинг ледовой обстановки в арктических морях с целью уточнения положения береговой линии морей и обеспечения судоходства в сложных метеоусловиях;

- оперативный контроль морских экономических зон и районов хозяйственной деятельности;

- мониторинг чрезвычайных ситуаций (последствия стихийных бедствий и техногенных катастроф на море и на суше).

Среди большого количества задач, решаемых по радиолокационным изображениям земной поверхности, в настоящей работе мы сосредоточим основное внимание на задачах распознавания пространственно-распределённых объектов, другими словами пространственно-распределённых целей (ПРЦ). Примерами таких задач могут служить следующие: распознавание надводных кораблей, распознавание нефтяных пятен, анализ морского волнения и ледовых образований, и т.п.

Входными данными для процессора служит радиолокационные изображения, импортированные во внутренний формат из одного из внешних форматов (CEOS, XML). Результатом обработки является растровое бинарное изображение с обнаруженными надводными кораблями (НК) и набор параметров, характеризующих НК (тип корабля, занимаемая площадь на поверхности, географическое положение по широте и долготе). Полученное в результате обработки растровое бинарное изображение, представленное во внутреннем формате, может быть экспортировано в один из распространенных внешних форматов данных. Например, в графический формат GEO TIFF, который способен хранить географические координаты элементов изображения.

Процессор может работать как в автоматическом режиме, так и с участием оператора. Реализованный алгоритм имеет небольшое число параметров, варьирование которых позволяет повысить качество результата в случае сложных сцен.

Основные операции методики распознавания надводных кораблей по данным РСА заключаются в следующем.

Импорт данных и служебной информации (чтение файла данных, чтение параметров из формата CEOS, XML, формирование параметров для обработки).

Предварительная обработка (выделение интересующего участка).

Адаптивная пороговая классификация (подсчет статистик по изображению, формирование файла порогового значения, пороговая классификация).

Итеративная классификация (вычисление параметров статистических моделей классов, формирование массива «перспективных» пикселей формирование массива приращений функции энергии, оптимизация функции энергии и получение новой классификации).

Итеративная фильтрация (анализ геометрии бинарного изображения, фильтрация бинарного изображения).

Подсчет статистических характеристик работы классификатора.

Адаптивная пороговая классификация представляет собой пороговую классификацию с индивидуальным значением пороговой величины для каждого элемента изображения. Пороговая величина определяется по локальным статистическим характеристикам изображения. В результате проведения этого этапа обработки формируется начальная сортировка элементов изображения для последующей итеративной классификации.

Итеративный классификационный алгоритм оперирует не только в пространстве признаков, но и с исходным изображением. Это позволяет получить пространственно однородный результат классификации. Обработка проходит таким образом, чтобы оптимизировать некоторую функцию энергии на множестве возможных сортировок.

Итеративная фильтрация имеет своей целью повышение пространственной однородности результата классификации, и представляет собой нелинейную фильтрацию каскадом возрастающих по размеру окон.

Процессор распознавания кораблей (рис. 1) предназначен для выделения на фоне морской поверхности надводных судов, оценки их характеристик, таких, как: скорость и направление движения, размеры и координаты. Оценка скорости кораблей производится при наличии видимых на поверхности кильватерных следов.

Входными данными для процессора являются радиолокационные снимки морской поверхности в путевой системе координат в проекции наклонной или наземной дальности. Результатом обработки является векторный файл формата SHP с отметками обнаруженных кораблей и текстовый файл, содержащий перечень кораблей и оценки их параметров.

Поиск кораблей производится в автоматическом режиме с возможностью интерактивного редактирования оператором результатов поиска.

Оценка скорости производится по смещению судна относительно его кильватерного следа, выделенного в ручном режиме. Расчёт линейной скорости и направления движения производится процессором автоматически с использованием параметров КА, РСА и геометрии съёмки из состава служебной информации. Оценки размеров кораблей могут корректироваться в интерактивном режиме оператором.

Программа анализа морского волнения предназначена для формирования оценок пространственного периода, направления распространения и высоты крупных энергонесущих волн на морской поверхности по радиолокационным снимкам.

В качестве первичного источника анализа программа формирует периодограмму морской поверхности с использованием БПФ и рассчитывает статистически устойчивые оценки спектра. Для уменьшения уровня боковых лепестков и повышения гладкости спектральных оценок используются весовые функции и пространственная фильтрация спектра.



Рис. 1.1. Обнаружение и распознавание кораблей

По результатам анализа характеристик волнения программа способна построить карту пространственного распределения скоростей приводного ветра в предположении, что спектр волнения описывается распределением Пирсона — Мошковица.

Результатом работы программы является набор растровых карт, характеризующих распределение пространственного периода и направления волнения, высоты волн и скорости ветра.

Программа способна работать как в автоматическом режиме, так и с участием оператора.

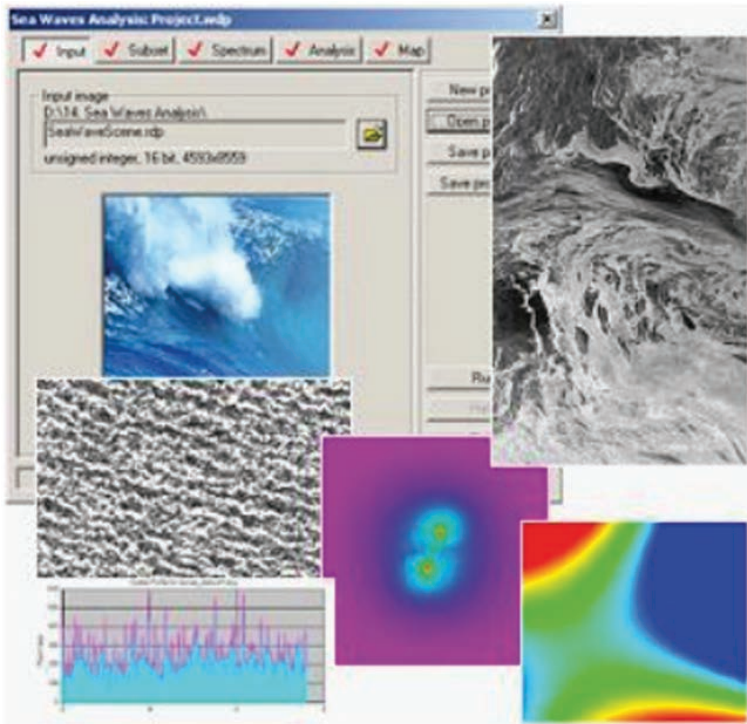


Рис. 1.2. Программа анализа морского волнения

1.4. Литература к главе 1

1. Воробьёва А.А. Дистанционное зондирование Земли. Учебно-методическое пособие. – СПб.: СПбУ ИТМО, 2012. – 168 с.
2. Грант Бенджамин. Вид сверху. Потрясающие снимки Земли со спутников = Benjamin Grant. Overview. – М.: Альпина Паблишер, 2018. – 284 с. – ISBN 978-5-9614-6615-7.
3. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА, формируемых в РСА монография – М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2017. – 212 с.
4. Доросинский Л.Г., Трухин М.П. Приём и обработка сигналов от сложных целей: монография. – М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2018. – 264 с.

2. МАЛЫЕ КОСМИЧЕСКИЕ АППАРАТЫ И ОСНОВНЫЕ ПОЛОЖЕНИЯ РАДИОЛОКАЦИИ РАСПРЕДЕЛЁННЫХ ЦЕЛЕЙ

С развитием космических технологий и расширением номенклатуры решаемых задач размеры современных космических аппаратов становятся всё меньше, как и потребляемая ими энергия. Современные космические аппараты делятся на большие (масса более 1000 кг), средние (500–1000 кг), малые (МКА) (масса меньше 500 кг), мини (100–500 кг), микро (10–100 кг).

Преимущества МКА заключаются в том, что они относительно недороги, легко модифицируются для решения определенных задач, создают меньше радиопомех. Применение МКА снижает финансовые потери в случае отказа или утраты такого спутника.

МКА увеличивают оперативность получения данных наблюдения за счёт увеличения численности группировки при тех же или меньших затратах, чем для запуска и эксплуатации одного «большого» спутника. Большие одиночные спутники имеют слишком большой период повторения съемки (американский Landsat-7 имеет периодичность 16 суток, французский Spot-5 — 3 суток).

Далее рассмотрим наиболее известные и широко распространённые группировки малых космических аппаратов [1–5, 36, 37].

1. Быстро развёртываемая американская группировка МКА TacSat (Tactical Satellite) (рис. 2.1).

2. Спутник TacSat-2 (рис. 2.2) имеет массу 415 кг выводится на высоту 350 км. На спутнике расположен оптический телескоп, получающий изображение с разрешением 1 м. Спутник производит видовую и радиотехническую разведку, следит за перемещением судов.

Спутник связи TacSat-4 (микроспутник массой 0,4 кг) даёт возможность связи с мобильными группами передового развертывания вплоть до компактной радиостанции военнослужащего или переносной радиостанции подразделения. Он обеспечивает три двухчасовые сеансы связи в сутки в любом районе Земного шара. Концепция создания и применения тактических спутников предусматривает их непосредственное использование командованием на театре военных действий.

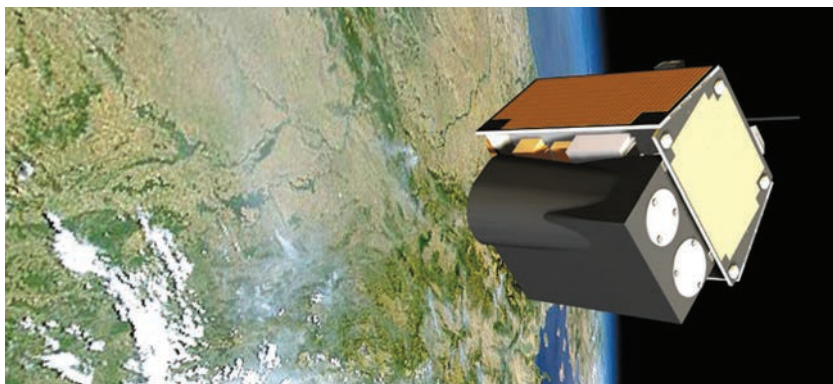


Рис. 2.1. МКА TopSat



Рис. 2.2. МКА TacSat-2 на заводе

3. В Великобритании реализуется программа TopSat (Tactical Optical Satellite — тактический оптический спутник), имеющий разрешение 2,5 м и массу 112 кг.

4. Израильский МКА Eros-B имеет разрешение 0,7 м при массе 300 кг.

5. Российский космонавт Салижан Шарипов в 2005 году с борта МКС бросил рукой в космос первый российский наноспутник ТНС-1 массой 4,5 кг (рис. 2.4). Полоса обзора 250—300 км, разрешение — 50—100 м. Спутник имеет очень широкое применение, управляется простым ноутбуком из любого места.

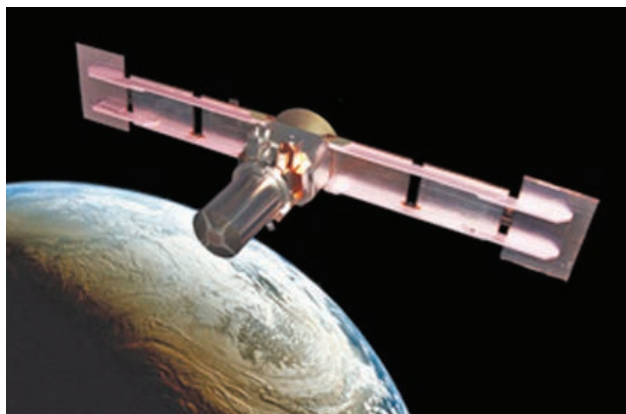


Рис. 2.3. МКА TacSat-3



Рис. 2.4. ТНС-1

Отечественный МКА дистанционного зондирования «Канопус-В» (масса менее 500 кг, разрешение — 2,1 м) применяется для картографирования, мониторинга чрезвычайных ситуаций, в том числе пожаров, оперативного наблюдения заданных районов и передает изображения на наземные пункты.

8 июля 2014 г. состоялся запуск российского спутника DX-1 (22 кг), обеспечивающий автоматическое слежение за морскими судами.

По прогнозу SpaceWorks [6] к 2022 г. Будет использоваться более трех тысяч МКА.

Причины роста числа и популярности МКА заключаются в следующем [7–12].

1. Многоспутниковые группировки относительно недороги, легко изменяют свой функционал

для решения новых задач, создают меньше радиопомех, существенно увеличивают оперативность получения и обработки полезной информации.

2. Малые КА позволяют отрабатывать новые технологии и эффективно решать отдельные конкретные задачи космических исследований в различных областях науки (астрономия, астрофизика, космическая физика, физика Солнца, космическая биология).

3. Малые аппараты меньшей массы (нано- и пр.) могут разрабатываться и использоваться высшими учебными заведениями (МГТУ им. Н.Э. Баумана, МАИ, Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Сибирский государственный аэрокосмический университет им. академика М.Ф. Решетнёва и ряд других).

Несмотря на достаточно широкий размерный и функциональный диапазон, в целом современные МКА можно отнести к одной из трех групп.

Технологические МКА используются для разработки и исследования новых инновационных технологий.

Научные МКА дают возможность получения новых результатов в области солнечной и космической физики, планетологии, астрономии и астрофизики, науки о Земле, космической биологии и т.д.

В образовательном процессе малые спутники позволяют студентам получить знания о реальном процессе создания и внедрения космической техники, проверить теоретические выкладки и освоить на практике процесс их внедрения.

Кроме того, образовательные проекты по МКА представляют собой удобную платформу для реализации международного сотрудничества. Удачным примером является программа QB50, европейская инициатива по исследованию атмосферы, включающая запуск 50 спутников стандарта CubeSat. В проекте участвуют команды, представляющие образовательные учреждения (возможно, в сотрудничестве с коммерческими фирмами) из более чем 20 стран (Австрия, Австралия, Канада, Бразилия, Китай, ЮАР, Чехия, Германия, Испания, Финляндия, Франция, Великобритания, Греция, Израиль, Индия, Корея, Литва, Нидерланды, Турция, Тайвань, Украина, США, Румыния, Португалия и Россия). Программа QB50 со своей стороны финансирует 75 % затрат, университеты, помимо собственно участия в разработке спутника, софинансируют проект.

Известны и интересны планы взаимодействия российского и китайского космического сообщества по тематике МКА. Соответствующая программа реализуется, в частности, в рамках Ассоциации технических университетов России и Китая (АТУРК). В Программе запуска малых спутников АТУРК принимают участие 10 университетов: МГТУ им. Н.Э. Баумана, МАИ, Самарский аэрокосмический университет, Амурский государственный университет, Уральский федеральный университет, Harbin Institute of Technology, Northwestern Polytechnical University, Beihang University, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics и Xi'an Jiaotong University. Предполагается, что первый российско-китайский студенческий спутник Partner будет запущен в 2020 г.

В 2007 г. Комитетом ООН по мирному использованию были сформулированы Руководящие принципы Комитета ООН по использованию космического пространства в мирных целях по предупреждению образования космического мусора [13], где основной упор делается на «профилактических мерах», позволяющих свести к минимуму образование мусора при штатной и нештатной эксплуатации космических аппаратов. В части микро- и наноспутников активно обсуждаются различные решения, позволяющие радикально ускорить их сход с орбиты, в том числе — различные электродинамические и «парусные» схемы. Хороший обзор приведен в работе [14].

В целом вопросы специального нормативного правового регулирования сферы создания и применения малых космических аппаратов (в силу их доступности и повышенного «мусорного» потенциала) периодически поднимаются (уже в 2015 г. IASDCC выпустил меморандум, посвященный проблематике создания многоспутниковых прикладных группировок [15]), но в настоящий момент соответствующий международный консенсус еще не сформирован, и прежде всего — в силу двойственного характера самой проблемы, отсутствия общего понимания целесообразности или нецелесообразности ограничений или дополнительного регулирования (включая формирование разрешительного международного режима запусков) «микроспутниковой» деятельности на современном этапе развития космической деятельности в целом. Интересный обзор на эту тему представлен в работе [16].

По мнению российской компании «Лин Индастриал» — разработчика сверхлегкого носителя «Таймыр», — существует три основных причины, по которым дорогие «индивидуальные» запуски могут

оказаться предпочтительнее групповых или попутных [17]. Во-первых, при групповых запусках срок запуска полностью определяется графиком готовности основной полезной нагрузки, и малый КА, сколь бы он ни был ценен, например, для операторов многоспутниковой прикладной системы, как правило, вынужден «ждать у моря погоды». Во-вторых, орбита запуска определяется тоже потребностями основного аппарата. В-третьих, существуют технические ограничения — например, как правило, для попутных запусков не разрешается использовать на малых КА так называемые «высокоэнергетические» устройства — химические ракетные двигатели, пиросредства, баллоны со сжатыми газами. В конечном итоге разработчики сверхмалых ракет сравнивают свои перспективные услуги с услугами такси — по сравнению с перевозками автобусом или троллейбусом, которые, несомненно, дешевле. Отметим, что именно сложившаяся к началу 2010-х гг. ситуация позволяет существовать подобной системе аргументации наряду с обнародованием планов развертывания прикладных микро-спутниковых группировок, «ракетный бизнес» стал привлекательным — хотя бы теоретически! — для команд-стартапов и приверженцев «Космоса 2.0». В этом смысле ситуация является в определенном смысле «самораскручивающейся»: микро-спутниковые проекты вдохновляют частный бизнес на анонсирование все новых проектов специализированных средств выведения, а инициаторы новых микро-спутниковых проектов ссылаются на грядущее радикальное снижение пусковых услуг в том числе и за счет выхода на рынок нынешних «ракетных стартапов». Как положено, в данном случае критерием истины выступит практика — нужно подождать несколько лет.

Применение сверхширокополосных сигналов и эффекта синтерирования апертуры за счёт движения Земли, перемещения космических, воздушных летательных аппаратов позволяет получить радиолокационное изображение (РЛИ) пространственно-распределённой цели (ПРЦ), характеризующееся достаточно высокой разрешающей способностью, при которой наблюдатель имеет возможность решать задачу классификации и распознавания названных ПРЦ.

Проблема классификации радиолокационных изображений ПРЦ, формируемых с помощью таких средств наблюдения, является частной задачей классической теории распознавания образов — ведущего научного направления современного естествознания, сложившегося и интенсивно развивающегося в течение последних десятилетий.

Фундаментальные основы статистической теории распознавания заложены в трудах Т. Андерсона [18], А.А. Харкевича [19], Г.С. Себастиана [20], М.М. Бонгарда [21] и др. Современное состояние этой теории подробно отражено в работах В.Н. Вапника и А.Я. Черво-ненкиса [22], Р. Дуды и П. Хафа [23], В.А. Ковалевского [24], Дж. Ту и Р. Гонсалеса [25], А.Л. Горелика [26, 27] и других авторов [28, 29].

Пространственно-распределенная цель представляет собой совокупность центров стабильного отражения («блестящих точек») и большого числа статистически однородных отражателей, равномерно распределенных по поверхности цели. В качестве модели последних может быть принята абсолютно шероховатая поверхность, отражения от которой образуют так называемую диффузионную составляющую сигнала.

Количество, положение и ЭПР центров стабильного отражения остаются практически постоянными при изменении ракурса цели на несколько градусов.

Примерами пространственно-распределённых целей могут служить радиолокационные изображения надводных кораблей, полученных космической РЛС с синтезированной апертурой.

На рис. 2.5 представлены РЛИ надводных кораблей для различных условий наблюдения [30, 31] при разрешающей способности РСА — верхний ряд — 15 м и нижний ряд — 35 м; ракурсе наблюдения 283° (А–В), 315° (Г–Е) и 270° (Ж–И); отсутствии качки (А, Г, Ж) и наличии боковой качки 10° на сторону (Б и Д) и 15° на сторону (В и Е), а также при совместном воздействии килевой качки и рысканья $\pm 7^\circ$ (З, И), где R — это направление по дальности, X — направление по азимуту.

Формулировка существа проблемы заключается в том, чтобы, располагая исходным множеством объектов классификации и заданным априори принципом разделения этого множества на классы, распознающий автомат (РА) в соответствии с оптимальным или близким к нему алгоритмом сформировал из наблюдаемых данных вектор признаков $L = \{l_1, \dots, l_k\}$ и в соответствии с эффективным решающим правилом разделил пространство признаков таким образом, чтобы, в лучшем случае, с максимальной, а в худшем случае, с заданной вероятностью определить класс очередного обнаруженного объекта. При этом общая постановка задачи классификации объектов радиолокационного наблюдения может быть сформулирована следующим образом.

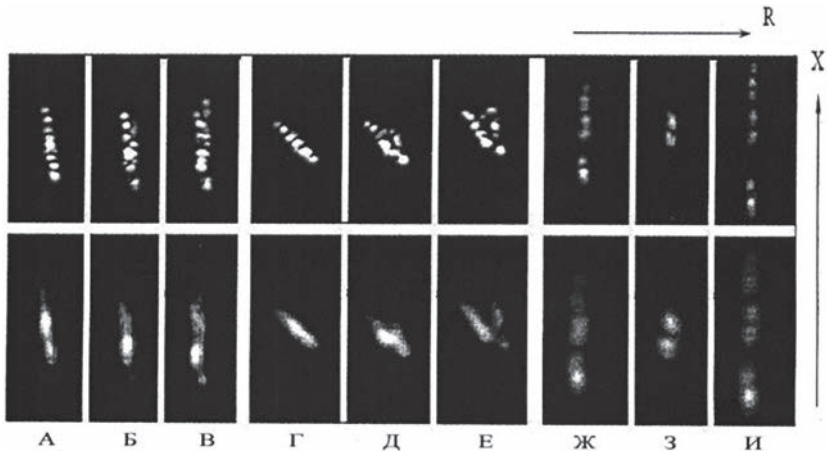


Рис. 2.5. Примеры РЛИ пространственно-распределенных целей (надводных кораблей)

Пусть задано множество B объектов различных типов. Система классификации состоит из P радиолокационных средств, содержащих РА. В каждом из таких РА используется множество радиолокационных сигналов S , на базе которых образуется множество признаков распознавания и множество правил принятия решения о классе наблюдаемого объекта K . Кроме того, введем множество параметров x , связанных с объектом и условиями его наблюдения, причем часть названных параметров x могут быть измерены РА, а часть параметров x_0 не измеряются в процессе решения задачи классификации, но существенным образом влияют на ее эффективность, которая оценивается с помощью некоторого критерия $\mathfrak{E}\{\bullet\}$.

Если стоимость создания системы классификации C , а общие ассигнования — C_0 , то формально решение задачи сводится к отысканию экстремума функционала:

$$\mathfrak{E}\{P, S, L, K, x/B\} \quad (2.1)$$

при ограничении

$$C \leq C_0. \quad (2.2)$$

Точные методы решения этой задачи неизвестны, что, вообще говоря, достаточно естественно в связи с чрезвычайно общим характером

ее постановки. Разумной альтернативой может служить переход к более частной конкретной задаче с учетом реальных условий, связанных с особенностями решаемой проблемы. При рассматриваемой в работе классификации ПРЦ следует учесть некоторые ограничения, а именно, выраженный статистический характер проблемы, связанный с природой наблюдаемых данных и практической невозможностью решения электродинамической задачи, определяет целесообразность использования вероятностных признаков, отказываясь от детерминированного, логического и структурного подходов [32].

Указанные ограничения определяют методологию подхода к решению задачи классификации ПРЦ. При использовании любого из известных статистических критериев вектор оптимальных признаков L должен быть образован на основе коэффициентов правдоподобия Δ_1, Δ_M (где M — число классов) — достаточных статистик, а разбиение пространства решения на области, соответствующие каждому из классов, производится гиперплоскостями (причем, коэффициентами в уравнениях таких плоскостей служат в общем случае элементы матрицы стоимостей).

При полной априорной определенности о распознаваемых классах и условиях наблюдения, а также отсутствии технических ограничений на этом проблема была бы исчерпана. Однако при практическом использовании РА оба названных требования далеки от реальности. В первую очередь это связано с наличием множества мешающих параметров χ , которое делится на два подмножества: x — подмножество принципиально не измеряемых параметров и x_0 — подмножество параметров, оцениваемых по наблюдаемым данным.

Если $U(t)$ — вектор-функция наблюдаемых данных, то эффективные признаки следует искать, отталкиваясь от коэффициентов правдоподобия:

$$L_{ij} = \frac{P\{U(t)/\bar{x}_0, \bar{x}_i, B_j\}}{P(\bar{U}(t)/B=0)}, \quad (2.3)$$

где $P\{\cdot\}$ — условный функционал плотности вероятности для реализации $U(t)$;

x_0 — вектор оценок измеряемых параметров;

x_i — i -я комбинация неизвестных параметров;

B_j — указание на наличие цели j -го класса (при $B=0$ цель отсутствует).

Следует заметить, что размерность вектора L становится чрезвычайно большой в связи с континуальным в общем случае характером вектора x . С другой стороны, при его формировании возникает ряд проблем алгоритмического и технического характера. И, наконец, существующая в современных условиях база данных о радиолокационных портретах (РП) ПРЦ обычно настолько мала, что не позволяет говорить о достаточно достоверных сведениях о подавляющем большинстве индивидуальных характеристик, конструктивных и геометрических особенностей ПРЦ. Последнее обстоятельство не позволяет получить вектор с составляющими компонентами типа (2.3) и использовать их для классификации.

В связи с этим применяется следующая методология отыскания признаков. Названный вектор ищется на основе выражений для достаточных статистик в предположении о том, что РП и условия наблюдения заданы. После отыскания этих признаков они последовательно модифицируются с тем, чтобы полностью учесть имеющуюся априорную информацию с одновременным отказом от учета тех структурных и алгоритмических особенностей, которые недоступны на этапах проектирования и начальной боевой эксплуатации РА. В тоже время полученные алгоритмы не исключают, а напротив, предусматривают адаптацию к новым данным о РП и условиям наблюдения, полученным при опытной и боевой эксплуатации систем МКРЦ. Аналогичный подход реализуется и по отношению к решающим правилам.

Ряд конкретных решений задачи классификации ПРЦ приведён в работах [33–36].

Литература к главе 2

1. Анпилогов В.Р. Малые спутники связи на геостационарной орбите – аргументы «за» и «против» // Технологии и средства связи. Специальный выпуск «Спутниковая связь и вещание-2000». – 1999. – № 6-2 [<http://www.vsat-tel.ru/index.php?uid=26&open=1>].
2. Анпилогов В.Р. Малые спутники на ГСО. Обзор и анализ российских проектов // Технологии и средства связи. – 2000. – № 6 [http://www.vsat-tel.ru/library/art_24.htm]
3. Ефремов А.Г., Витер В.В. и др. Малые спутники в сетях связи и вещания // Технологии и средства связи. – 2000. – № 1.

4. Буравин А.Е. Малые спутники связи на геостационарной орбите: ниша и перспективы // Технологии и средства связи. — 2006. — № 3. — С. 82–85.

5. Прохоров Ю.В. Малые спутники на ГСО, Международная конференция VSAT Forum 2006, 25–26 октября 2006 г., Москва.

6. 2016 Nano/Microsatellite Market Forecast. [online]. Доступ через: <http://spaceworksforecast.com>.

7. Анпилогов В.Р. Эффективность низкоорбитальных систем спутниковой связи на основе малых космических аппаратов // Технологии и средства связи. — 2015. — № 4. — С. 62–67.

8. Paul R. Anderson and Lucy Bar-tamian. Growth Trends in Communication Satellites and the Impact on Satellite System Architecture, The Aerospace Corporation, 26th International Communications Satellite Systems Conference (ICSSC). 10–12 June 2008, San Diego, CA, AIAA 2008-5440.

9. Анпилогов В.Р. Спутниковые системы массового обслуживания в Ка-диапазоне // Технологии и средства связи. Специальный выпуск «Спутниковая связь и вещание-2011». — 2010. — № 6-2. — Приложение 2. — С. 96–98.

10. Рытенкова О. Развитие новых трендов в области фиксированной спутниковой связи // Технологии и средства связи. — 2015. — № 3. — С. 52–62.

11. Анпилогов В.Р. и др. — Многоспутниковые системы LEO-HTS: «подрывная инновация» в области спутниковой связи или мыльный пузырь? // Технологии и средства связи. Специальный выпуск “Спутниковая связь и вещание-2016. — 2015. — № 6-2. — С. 14–26.

12. Application for Satellite Space Station Authorizations. File Number: SAT LOA 20161115 00118. [online]. Доступ через: http://licensing.fcc.gov/myibfs/download.do?attachment_ke_y=1158354.

13. Руководящие принципы Комитета по использованию космического пространства в мирных целях по предупреждению образования космического мусора (2007 г.). [online]. Доступ через: http://www.un.org/ru/documents/decl_conv/conventions/space_de-bris.shtml.

14. Трофимов С.П. Увод малых космических аппаратов с низких околоземных орбит: дис. ... канд. физ.-мат. наук: 01.02.01. — М, 2015. С. 125. [online]. Доступ через: <http://keldysh.ru/council/1/2015-trofimov/diss.pdf>.

15. IADC-15-03 February 2016 IADC Statement on Large Constellations of Satellites in Low Earth Orbit. [online]. Доступ через: <http://www.iadc-on-line.org/Documents/IADC-15-3%20Megaconstellation%20State-ment.pdf/>.

16. Kosenkov I., Stelmakh-Drescher O. Capacity-Building of the International Legal Framework for Mitigating Consequences from Non-Operational Small Satellites: Advancing Space Law Towards Newspace Paradigm // A paper for the 67-th International Astronautical Congress. — Guadalajara, Mexico. — September 26–30, 2016. IAC-16, E7, 1, 6, 33757.

17. Малая РН “Таймыр”. [online]. Доступ через: <https://spacelin.ru/proekty/sverkhlegkayaraketa-taymyr/>.

18. Андерсон Т. Введение в многомерный статистический анализ / Т. Андерсон; пер. с англ. Б.В. Гнеденко. М.: Физматгиз, 1963. 500 с.

19. Харкевич А.А. Избранные труды. В 3 т. Т. 3. Теория информации. Опознавание образов / А.А. Харкевич. М.: Наука, 1973. 524 с.

20. Себастиан Г.С. Процессы принятия решений при распознавании образов / Г.С. Себастиан; пер. с англ. Ивахненко. Киев: Техника, 1965. 152 с.

21. Бонгард М.М. Проблема узнавания / М.М. Бонгард. М.: Наука, 1967. 320 с.

22. Вапник В.Н. Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения) / В.Н. Вапник, А.Я. Червоненкис. М.: Наука, 1974. 616 с.

23. Дуда Р. Распознавание образов и анализ сцен / Р. Дуда, П. Харт; пер. с англ. В.Л. Стефанюка. М.: Мир, 1976. 511 с.

24. Ковалевский В.А. Методы оптимальных решений в распознавании изображений / В.А. Ковалевский. М.: Наука, 1976. 328 с.

25. Ту Дж. Принципы распознавания образов / Дж. Ту, Р. Гонсалес; пер. с англ. М. Журавлева. М.: Мир, 1978. 412 с.

26. Селекция и распознавание на основе локационной информации / под ред. А.Л. Горелик. М.: Радио и связь. 1990. 236 с.

27. Горелик А.Л. Методы распознавания / А.Л. Горелик, В.А. Скрипкин. М.: Высшая школа 1984. 208 с.

28. Достовалов М.Ю., Лифанов А.С., Мусинянц Т.Г. Система автоматизированного распознавания объектов на основе исследования радиолокационных портретов по изображениям РСА КОМПАКТ-100. Исследования Земли из космоса, № 1, 2005.

29. Diemunsch J., Wissinger J. MSTAR model-based automatic target recognition: search technology for a robust ATR. Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery V, E. Zeinio, Eds. // Proceedings of SPIE, Vol.3370, 1998.

30. Каталог изображений Земли. Продукция космического аппарата «Алмаз-1». ОАО «НПО машиностроения». Вэб-сайт <http://almaz1.ru/>

31. Дикинис А.В., Иванов А.Ю., Карлин Л.Н., Неронский Л.Б. и др. Атлас аннотированных радиолокационных изображений морской поверхности, полученных космическим аппаратом «Алмаз — 1». — М.: ГЕОС, 1999.

32. Благовещенский С.Н. Справочник по динамике и статике корабля в 2 т. / С.Н. Благовещенский, А.Н. Холодили. Л.: Судостроение, 1975. т. 2. 176 с.

33. Доросинский Л.Г. Классификация пространственно-распределенных объектов по данным РЛС бокового обзора / Л.Г. Доросинский, Т.М. Лысенко // Радиотехника 3.1996. С. 8-12.

34. Доросинский Л.Г. Исследование алгоритмов распознавания радиолокационных изображений распределённых объектов. 23-я Международная Крымская конференция «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии», Севастополь, 8–18 сентября 2013 г.

35. Доросинский Л.Г. Синтез и анализ алгоритмов классификации радиолокационных сигналов 23-я Международная Крымская конференция «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии», Севастополь, 8–18 сентября 2013 г.

36. Доросинский Л.Г. Синтез алгоритма распознавания классов радиолокационных сигналов. 24-я Международная Крымская конференция «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии», Севастополь, 7–13 сентября 2014 г.

37. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА, формируемых в РСА монография — М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2017. — 212 с.

38. Доросинский Л.Г., Трухин М.П. Приём и обработка сигналов от сложных целей: монография. — М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2018. — 264 с.

3. КЛАССИФИКАЦИЯ ПРЦ ПО ДАННЫМ КОСМИЧЕСКОЙ РЛС БОКОВОГО ОБЗОРА С СИНТЕЗИРОВАННОЙ АПЕРТУРОЙ

3.1. Математическая модель цели и отражённого сигнала при решении задач распознавания пространственно-распределённых целей в космических РЛС с синтезированной апертурой

Синтез оптимального алгоритма классификации пространственно-распределённых целей (ПРЦ) по данным космического мониторинга земной и/или водной поверхности традиционно начинается с задания математической модели собственно цели и отражённого от неё сигнала. Процесс оптимальной обработки естественным образом содержит в качестве первичного алгоритма процедуру формирования, так называемого, радиолокационного изображений (РЛИ). Названное РЛИ вычисляется в результате сжатия широкополосного импульсного сигнала, обеспечивающего достаточно высокое разрешение по дальности и соответствующее сжатие азимутального сигнала путём когерентного накопления отражённых сигналов вдоль траектории полёта ЛА, реализующего синтез искусственного раскрыва антенны [1].

Основой синтеза является вычисление вектора достаточных статистик — суть отношений правдоподобия относительно ПРЦ каждого из возможных классов. Получение достаточной статистики в первую очередь требует записи математической модели как собственно ПРЦ, так и отражённого от неё сигнала.

Относительное размещение ПРЦ и носителей РСА показано на рис. 3.1, где введены две системы координат: основная неподвижная $OXYZ$ и вспомогательная $oxyz$, связанная с геометрическими осями цели.

Отражающие свойства наблюдаемых ПРЦ описаны комплексной функцией отражения $f_k^p(\vec{x})$ k -й ПРЦ при наблюдении его p -й РЛС. В общем случае считаем, что число РЛС совпадает с числом малых спутников, входящих в группировку, и равно P . Радиус-вектор элементарного отражающего участка (точки) во вспомогательной системе координат обозначим, как \vec{x} .

Как показано в [1], функция отражения имеет две независимые составляющие — диффузионную $f_k^p(\vec{x})$, связанную с рассеянными от-

ражениями от поверхности цели, и «зеркальную» $f_{k\sigma}^p(\bar{x})$, появление которой вызвано наличием зеркально отражающих элементов конструкции и элементов типа уголкового отражателя. Эта компонента представляет собой математическую модель физической совокупности центров стабильного отражения, условно именуемых «блестящими точками», в то время как первая составляющая представляет собой непрерывную функцию координат. Из высказанных соображений следует традиционное представление функции отражения в виде следующей формулы:

$$f_k^p(\bar{x}) = f_{k0}^p(\bar{x}) + f_{k\sigma}^p(\bar{x}) = f_{k0}^p(\bar{x}) + \sum_{i=1}^{N_{kp}} f_{ki}^p \delta(\bar{x} - \bar{x}_{ki}^p), \quad (3.1.1)$$

где f_{ki}^p — значение комплексной функции отражения для i -й «блестящей точки» k -й цели при наблюдении ее p -й РЛС;

N_{kp} — общее число «блестящих точек» при наблюдении цели k -го класса p -й РЛС;

$\delta(\bar{x})$ — дельта-функция;

\bar{x}_{ki} — радиус-вектор i -й «блестящей точки».

В общем случае следует иметь в виду, что вид функции отражения $f_k^p(\bar{x})$ существенным образом зависит от ракурса наблюдения цели, что не отмечено в (3.1.1) для сокращения записи.

При использовании P РЛС, входящих в группировку малых спутников, объединим функции отражения в p -компонентный вектор

$$\bar{f}_k(\bar{x}) = \bar{f}_{k0}(\bar{x}) + \bar{f}_{k\sigma}(\bar{x}), \quad (3.1.2)$$

где диффузионная составляющая описывается p -мерным гауссовским функционалом плотности распределения вероятностей с нулевым вектором средних значений.

Функции отражения соседних элементарных участков поверхности считаем статистически независимыми. При этом матрица взаимных корреляционных функций компонент вектора $\bar{f}_{k0}(\bar{x})$ может быть представлена в следующем виде:

$$\langle 0,5 \bar{f}_{k0}(\bar{x}) \times \bar{f}_{k0}(\bar{y}) \rangle = \sum_{k0} (\bar{x}) \delta(\bar{x} - \bar{y}). \quad (3.1.3)$$

Матрица $\sum_{k0} (\bar{x})$ в общем случае является эрмитовой, положительно определенной.

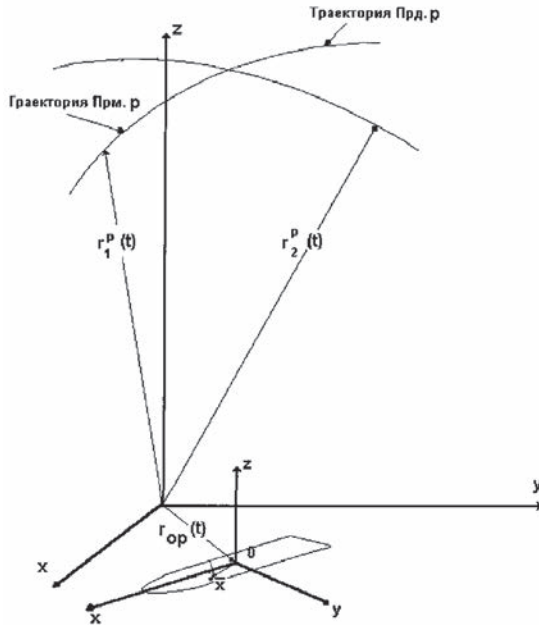


Рис. 3.1. Геометрические соотношения для p -й РЛС системы

При независимых сигналах РЛС каждого спутника матрица вырождается в вещественную диагональную. Когда сигналы всех РЛС, входящих в группировку, абсолютно когерентны матрица $\sum_{k0}(\bar{x})$ вырождается в вещественную с равными элементами, что дает возможность представить ее в виде¹

$$\sum_{k0}(\bar{x}) = \sigma_{k0}^2(\bar{x}) \bar{e}_0 \bar{e}_0^T, \quad (3.1.4)$$

где $\sigma_{k0}^2(\bar{x})$ – распределение дисперсии диффузионной составляющей функции отражения по поверхности цели k -го класса;
 \bar{e}_0 – p -компонентный вектор-столбец, все элементы которого равны единице.

¹ Такая ситуация принципиально возможна, если спутники настолько близки друг к другу, что отраженные сигналы практически не отличаются друг от друга в разных РЛС.

Для описания статистических свойств отраженных сигналов в литературе, как правило, используются три модели [2]:

- детерминированные отражения;
- для каждой «блестящей точки» амплитуда детерминирована, в то время как фаза случайна и равномерно распределена на интервале $[-\pi, \pi]$;
- для каждой «блестящей точки» отраженный сигнал случаен и подчинен нормальному распределению плотности вероятности с нулевым математическим ожиданием.

При характерном для космических РСА времени наблюдения (менее 1 секунды) диффузионную составляющую можно считать квазидетерминированной, то есть случайной, но не изменяющейся за время наблюдения. Аналогичное предположение может быть высказано относительно функций отражения для «блестящих точек». При этом основным отличием «блестящих точек» от диффузионной составляющей функции отражения является их дискретный характер. Кроме того, суммарная ЭПР «блестящих точек» обычно предполагается много большей ЭПР поверхности цели и составляет до 80 % всей ЭПР цели [3]. Далее предполагаем, что функция отражения нормирована к суммарной ЭПР k -й цели таким образом, что выполняется равенство:

$$\iint \langle 0, 5 \rangle f_K^p(\bar{x}) f_K^{p*}(\bar{y}) d\bar{x} d\bar{y} = 1. \quad (3.1.5)$$

Считая радиолокационные станции для каждого элемента системы наблюдения бистатистическими (передающая РЛС и принимающая РЛС образуют пару, расположенную на двух спутниках), запишем принимаемый сигнал в виде p -компонентного вектора комплексных амплитуд:

$$\begin{aligned} \bar{U}(t) = U_{Kh} \int_{\Omega_k} \dot{f}_k^p(\bar{x}) \frac{g_{1p}(\bar{x}, t) g_{2p}(\bar{x}, t)}{r_{1p}(\bar{x}, t) r_{2p}(\bar{x}, t)} \dot{s}_p \left\{ t - [r_{1p}(\bar{x}, t) + r_{2p}(\bar{x}, t)]/c \right\} \times \\ \times \exp \left\{ -jk_p [r_{1p}(\bar{x}, t) + r_{2p}(\bar{x}, t)] \right\} d\bar{x} + N_p(t). \end{aligned} \quad (3.1.6)$$

где $g_{1p}(\bar{x}, t), g_{2p}(\bar{x}, t)$ — значения нормированных диаграмм направленности передающей и приемной антенн p -й РЛС в направлении точки цели \bar{x} в момент времени t ;

$r_{1p}(\bar{x}, t), r_{2p}(\bar{x}, t)$ — текущее значение дальности от передатчика и приемника p -й РЛС до точки \bar{x} цели;

$s_p(t)$ – комплексная амплитуда модулирующей функции зондирующего сигнала p -й РЛС, которую в дальнейшем считаем импульсной с длительностью импульса τ_p и периодом повторения T_p и нормированной таким образом, что выполняется условие:

$$\frac{1}{\tau_p} \int |s_p(t)|^2 dt = 1, \quad (3.1.7)$$

где $N_p(t)$ – комплексная амплитуда аддитивного шума радиолокационного тракта для p -й РЛС;

$k_p = 2\pi/\lambda$ – волновое число.

Время наблюдения цели каждой РЛС системы ограничено и равно $T_{\text{оп}}$.

С учетом нормировок (3.1.5) и (3.1.7) вещественный множитель U_{kp} имеет вид [4]:

$$U_{kp} = \sqrt{\frac{2P_{po}\lambda_p^2 G_{1p} G_{2p} (\sigma_{k\varepsilon}^p)^2}{(4\pi)^3}}, \quad (3.1.8)$$

где P_{po} – импульсная мощность зондирующего сигнала p -й РЛС;

G_{1p}, G_{2p} – коэффициенты направленного действия (КНД) передающей и приемной антенн p -й РЛС;

$\sigma_{k\varepsilon}^p$ – суммарная ЭПР k -й цели при приеме сигнала p -й РЛС.

Введем диагональные матрицы размерности $p \times p$:

$$\begin{aligned} G(\bar{x}, t) &= \text{diag} [G_1(\bar{x}, t), G_2(\bar{x}, t), \dots, G_p(\bar{x}, t)], \\ S(\bar{x}, t) &= \text{diag} [S_1(\bar{x}, t), S_2(\bar{x}, t), \dots, S_p(\bar{x}, t)], \\ E(\bar{x}, t) &= \text{diag} [E_1(\bar{x}, t), E_2(\bar{x}, t), \dots, E_p(\bar{x}, t)], \end{aligned} \quad (3.1.9)$$

$$U_k = \text{diag} [U_{k1}, U_{k2}, \dots, U_{kp}];$$

$$G_p(\bar{x}, t) = \frac{g_{1p}(\bar{x}, t) g_{1p}(\bar{x}, t)}{r_{1p}(\bar{x}, t) r_{1p}(\bar{x}, t)}; \quad (3.1.10)$$

$$S_p(\bar{x}, t) = s_p \left\{ t - [r_{1p}(\bar{x}, t) + r_{2p}(\bar{x}, t)]/c \right\}; \quad (3.1.11)$$

$$E_p(\bar{x}, t) = \exp \left\{ -jk_p [r_{1p}(\bar{x}, t) + r_{2p}(\bar{x}, t)]/c \right\}. \quad (3.1.12)$$

Используя (2.1.2), вектор комплексных амплитуд представим в виде суммы:

$$\bar{U}(t) = \bar{U}_{k_0}(t) + \bar{U}_{k_\sigma}(t) + \bar{N}(t), \quad (3.1.13)$$

где
$$\bar{U}_{k_0}(t) = U_k \int G(\bar{x}, t) S(\bar{x}, t) E(\bar{x}, t) f_{k_0}(\bar{x}) d\bar{x}; \quad (3.1.14)$$

$$\bar{U}_{k_\sigma}(t) = U_k \int G(\bar{x}, t) S(\bar{x}, t) E(\bar{x}, t) f_{k_\sigma}(\bar{x}) d\bar{x}. \quad (3.1.15)$$

$$N(t) = \{N_1(t), N_2(t), \dots, N_p(t)\} \quad (3.1.16)$$

Компоненты шума (3.1.16) будем считать гауссовскими белыми и статистически независимыми между собой. Вектор $N(t)$ учитывает, как шумы приемников радиолокационных станций, так и сигналы, отраженные статистически однородной подстилающей поверхностью.

Из (3.1.6) следует, что для полного описания принимаемых сигналов необходимо в явном виде знать зависимость дальностей r_1 и r_2 от координат отражающей точки и текущего времени.

На рис. 3.1 движения носителей передающей (Прд.р) и приемной (Прм.р) частей p -й РЛС описываются в основной системе координат $OXYZ$ радиус-векторами $\bar{r}_1^p(t)$ и $\bar{r}_2^p(t)$. Движение центра масс наблюдаемой цели характеризуется радиус-вектором $r(t)$. Для описания движения произвольной точки \bar{x} цели относительно центра масс в основной системе координат используем вектор $\bar{\rho}_p(\bar{x}, t)$. В произвольный момент времени t связь векторов $\bar{\rho}_p(\bar{x}, t)$ и \bar{x} задается выражением [1]:

$$\bar{\rho}_p(\bar{x}, t_i) = A_p(t_i) \bar{x}, \quad (3.1.17)$$

где $A_p(t_i)$ – матрица поворота осей вспомогательной системы координат относительно основной системы $OXYZ$ в момент t_i .

Без учета смещения носителей приемной и передающей частей РЛС за время распространения сигнала до цели и обратно искомые зависимости описываются выражениями:

$$r_{1p}(\bar{x}, t) = |\bar{r}_{0p}(t) + \bar{\rho}_p(\bar{x}, t) - \bar{r}_1^p(t)|; \quad (3.1.18)$$

$$r_{2p}(\bar{x}, t) = |\bar{r}_{0p}(t) + \bar{\rho}_p(\bar{x}, t) - \bar{r}_2^p(t)|. \quad (3.1.19)$$

Поскольку формулы (3.1.18) и (3.1.19) отличаются только индексами, то дальнейшие выкладки выполнены лишь для первой из них.

Разложим (3.1.18) в ряд Тейлора в окрестности точки t_{0p} , соответствующей середине интервала наблюдения цели p -й РЛС

$$r_{1p}(\bar{x}, t) = r_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) + \sum_{i=1}^{\infty} \frac{1}{i!} r_{1p}^{(i)}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot (t - t_{0p})^i, \quad (3.1.20)$$

где $r_{1p}^{(i)}(\bar{x}, t_{0p})$ — значение i -й производной функции $r_{1p}(\bar{x}, t)$ по времени в момент $t = t_{0p}$.

Используя правила дифференцирования векторов и их модулей, получим выражения для первых четырех производных:

$$r_{1p}^{(1)}(\bar{x}, t_{0p}) = \bar{e}_{1p}^{(i)}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot \bar{v}_{1p}^{(i)}(\bar{x}, t_{0p}); \quad (3.1.21)$$

$$r_{1p}^{(2)}(\bar{x}, t_{0p}) = \frac{|\bar{v}_{1p}(\bar{x}, t_{0p})|^2 - |r_{1p}^{(1)}(\bar{x}, t_{0p})|^2}{|r_{1p}(\bar{x}, t_{0p})|} + \bar{e}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot \bar{A}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}); \quad (3.1.22)$$

$$r_{1p}^{(3)}(\bar{x}, t_{0p}) = 3 \frac{\bar{v}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot \bar{A}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) - r_{1p}^{(1)}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot r_{1p}^{(2)}(\bar{x}, t_{0p})}{|r_{1p}(\bar{x}, t_{0p})|} + \bar{e}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot \bar{W}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}); \quad (3.1.23)$$

$$r_{1p}^{(4)}(\bar{x}, t_{0p}) = 3 \frac{|\bar{A}_{1p}(\bar{x}, t_{0p})|^2 - |r_{1p}^{(2)}(\bar{x}, t_{0p})|^2}{|r_{1p}(\bar{x}, t_{0p})|} + 4 \frac{\bar{v}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot \bar{W}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) - r_{1p}^{(1)}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot r_{1p}^{(3)}(\bar{x}, t_{0p})}{|r_{1p}(\bar{x}, t_{0p})|} + \bar{e}_{1p}(\bar{x}, t_{0p}) \cdot \bar{B}_{1p}(\bar{x}, t_{0p});$$

$$\bar{e}_{1p}(x, t_{0p}) = \frac{\bar{r}_{0p}(t_{0p}) + \bar{\rho}_p(\bar{x}, t_{0p}) - \bar{r}_1^p(t_{0p})}{|\bar{r}_{0p}(t_{0p}) + \bar{\rho}_p(\bar{x}, t_{0p}) - \bar{r}_1^p(t_{0p})|}; \quad (3.1.25)$$

— единичный вектор визирования точки \bar{x} в момент времени t ,

$$\bar{V}_{1p}(x, t) = \frac{d}{dt} [\bar{r}_{0p}(t) + \bar{\rho}_p(\bar{x}, t) - \bar{r}_1^p(t)]; \quad (3.1.26)$$

$$\bar{A}_{1p}(\bar{x}, t) = \frac{d}{dt} [\bar{V}_{1p}(x, t)]; \quad (3.1.27)$$

$$\bar{W}_{1p}(\bar{x}, t) = \frac{d}{dt} [\bar{A}_{1p}(x, t)]; \quad (3.1.28)$$

$$\bar{B}_{lp}(\bar{x}, t) = \frac{d}{dt} [\bar{W}_{lp}(x, t)]. \quad (3.1.29)$$

Полученные соотношения достаточно компактны и при наличии данных о параметрах траекторий движения носителей РЛС и цели могут быть использованы для решения задач синтеза и анализа алгоритмов обнаружения, измерения параметров и классификации ПРЦ.

3.2. Многоальтернативная проверка гипотез относительно различных классов ПРЦ при их наблюдении совокупностью космических радиолокационных средств

Определим класс наблюдаемой ПРЦ методом максимального правдоподобия. Для этого запишем условную плотность вероятности наблюдать вектор $\bar{U}(t)$ при наличии ПРЦ k -го класса. Общее число возможных классов считаем равным M , Гипотеза с номером $(M + 1)$ соответствует наблюдению только фона (ПРЦ отсутствует).

При точно известных параметрах, характеризующих условия наблюдения, оптимальная обработка сводится к вычислению отношений правдоподобия для всех M гипотез $l_k [\bar{U}(t)] = \ln \{L_k [\bar{U}(t)]\}$, и выбора того номера k , при котором $l_k [\bar{U}(t)]$ максимально.

Достаточная статистика для принятия решения представляет собой вектор, составленный из отношений правдоподобия для каждой из M конкурирующих гипотез. Логарифм отношения правдоподобия для k -й гипотезы при отсутствии флуктуаций сигналов, отраженных «блестящими точками», может быть записан в виде [6]:

$$l_k [\bar{U}(t)] = \left\{ 0, 5 \iint \bar{U}^*(t) Q_0(t, u) \bar{U}(u) dt du - \iint [\bar{U}^*(t) - \bar{U}_{k\sigma}^*(t)] Q_k(t, u) [\bar{U}(u) - \bar{U}_{k\sigma}(u)] dt du - \ln(K_0/K_k) \right\}, \quad (3.2.1)$$

где K_0 и K_k — нормирующие коэффициенты функционалов плотности распределения вероятностей для случаев наблюдения только шума и k -й цели на фоне шума;

$Q_0(t, u)$, $Q_k(t, u)$ — комплексные матрицы, обратные матрицам взаимной корреляции принимаемого вектора $\bar{U}(t)$ для гипотез о наблюдении только шума $R(t, u)$ и k -й цели на фоне шума $R_k(t, u)$.

Поскольку шум и диффузионная составляющая принимаемого сигнала $\overline{U}_{k0}(t)$ являются независимыми случайными процессами, то

$$R_k(t, u) = R_{k0}(t, u) + R_0(t, u), \quad (3.2.2)$$

$$\text{где} \quad R_{k0}(t, u) = \langle 0,5 \bar{U}_{k\sigma}(t) + \bar{U}_{k\sigma}^*(u) \rangle \quad (3.2.3)$$

— матрица корреляционных функций диффузионных составляющих вектора принимаемого сигнала.

Для определения вида матриц $Q_0(t, u)$ и $Q_k(t, u)$ следует воспользоваться интегрально-матричными уравнениями обращения:

$$\int R_0(t, u) Q_0(u, v) du = I \delta(t - v); \quad (3.2.4)$$

$$\int R_k(t, u) Q_k(u, v) du = I \delta(t - v), \quad (3.2.5)$$

где I — единичная диагональная матрица.

Для последнего слагаемого в (3.2.1) справедливо равенство:

$$\ln(K_0/K_k) = Sp \int_0^1 \frac{dA}{A} \iint R_0(t, u) Q_{Ak}(u, t) dt du, \quad (3.2.6)$$

где $Q_{Ak}(u, t)$ — решение интегрально-матричного уравнения:

$$\iint [R_0(t_1, u) + AR_{k0}(t_1, u)] Q_{Ak}(u, v) R_0(v, t_2) dv = AR_{k0}(t_1, t_2). \quad (3.2.7)$$

При условии, что шум радиолокационного тракта «белый» с диагональной матрицей спектральных плотностей N_0 выражения (3.2.4)–(3.2.7) упрощаются:

$$Q_0(t, u) = N_0^{-1} \delta(t, u); \quad (3.2.8)$$

$$\int R_{k0}(t, u) Q_k(u, v) du + N_0 Q_k(t, v) = I \delta(t - v); \quad (3.2.9)$$

$$\ln(K_0/K_k) = Sp \int \frac{dA}{A} \int N_0 Q_{Ak}(t, t) dt; \quad (3.2.10)$$

$$N_0 Q_{Ak}(t, v) N_0 + A \int R_{k0}(t, u) Q_{Ak}(u, v) N_0 du = AR_{k0}(t, v). \quad (3.2.11)$$

Пользуясь рекомендациями [6], ищем матрицу $Q_k(t, u)$ в виде

$$Q_k(t, u) = N_0^{-1} [I \delta(t - u) - Q_{k0}(t, u)]. \quad (3.2.12)$$

В этом случае равенство (2.9) преобразуется следующим образом:

$$\int R_{k0}(t, u) N_0^{-1} Q_{k0}(u, v) du + Q_{k0}(t, v) = R_{k0}(t, v) N_0^{-1}. \quad (3.2.13)$$

Сравнение (2.2.11) с (2.2.13) показывает, что матрица $Q_{k0}(t, u)$ может быть найдена путем решения (2.2.11) при $A = 1$, т. е.

$$Q_{k0}(t, u) = N_0 Q_{Ak}(t, u)|_{A=1}. \quad (3.2.14)$$

Подставляя (2.2.8) в (2.2.1), получим:

$$I_k[\bar{U}(t)] = 0,5 \left\{ \iint [\bar{U}^*(t) - \bar{U}_{k\sigma}^*(t)] N_0^{-1} Q_{k0}(t, u) [\bar{U}(u) - \bar{U}_{k\sigma}(u)] dt du - \right. \\ \left. - \int \bar{U}_{k\sigma}^*(t) N_0^{-1} \bar{U}_{k\sigma}(t) dt + 2 Re \left[\int \bar{U}_{k\sigma}^*(t) N_0^{-1} \bar{U}(t) dt \right] - \ln(K_0/K_k) \right\}. \quad (3.2.15)$$

Из (3.2.15) и рис. 3.2 следует, что алгоритм формирования отношения правдоподобия $l_k[\bar{U}(t)]$ содержит два канала. В первом из них вычисляется корреляция принимаемой реализации вектора $\bar{U}(t)$, нормированного к мощности шумов, с вектором ожидаемого сигнала, порожденного «блестящими точками» k -й цели $\bar{U}_{k\sigma}(t)$. Во втором канале разностный сигнал $\bar{U}(t) - \bar{U}_{k\sigma}(t)$ коррелируется с вектором

$$\int Q_{k0}(t, u) [\bar{U}(u) - \bar{U}_{k\sigma}(u)] du,$$

который представляет собой оценку диффузионной составляющей принимаемого сигнала в предположении о наблюдении k -й цели.

Дальнейшая конкретизация алгоритма формирования логарифма отношения правдоподобия и структуры реализующего его устройства возможна лишь при определении матриц $Q_{Ak}(t, u)$ и $Q_{k0}(t, u)$, для чего необходимо решить уравнение (3.2.11). Прежде всего выясним вид корреляционной функции $R_{k0}(t, u)$. Используя (3.2.14) и (3.2.3), получим:

$$R_{k0}(t, u) = 0,5 \bar{U}_{k\sigma}(t) + \bar{U}_{k\sigma}^*(u) = \\ = \int_{\Omega_k} U_k G(\bar{x}, t) S(\bar{x}, t) E(\bar{x}, t) \sum_{k0} (\bar{x}) E^*(\bar{x}, t) S^*(\bar{x}, t) G(\bar{x}, t) U_k d\bar{x}. \quad (3.2.16)$$

Воспользовавшись широко известным приемом [7], будем искать $Q_{Ak}(t, u)$ в виде, аналогичном (3.2.16):

$$Q_{Ak}(t, u) = \iint_{\Omega_k} N_0^{-1} U_k G(\bar{x}, t) S(\bar{x}, t) E(\bar{x}, t) H_{Ak}(\bar{x}, \bar{y}) \times \\ \times E^*(\bar{y}, u) S^*(\bar{y}, u) G^*(\bar{y}, u) U_k N_0^{-1} dx dy. \quad (3.2.17)$$

После подстановки (3.2.16, 3.2.17) уравнение (3.2.11) может быть представлено в виде

$$\begin{aligned} H_{Ak}(\bar{x}, \bar{y}) + A \sum_{k=0} (\bar{x}) U_k N_0^{-1} U_k \int \Psi^0(\bar{x}, \bar{z}) H_{Ak}(\bar{x}, \bar{z}) d\bar{z} = \\ = A \sum_{k=0} (\bar{x}) \delta(\bar{x} - \bar{y}), \end{aligned} \quad (3.2.18)$$

где введена матрица ($p \times p$)

$$\Psi^0(\bar{x}, z) = \int E^*(\bar{x}, u) S^*(\bar{x}, u) G^*(\bar{x}, u) G(\bar{z}, u) S(\bar{z}, u) E(\bar{z}, u) du. \quad (3.2.19)$$

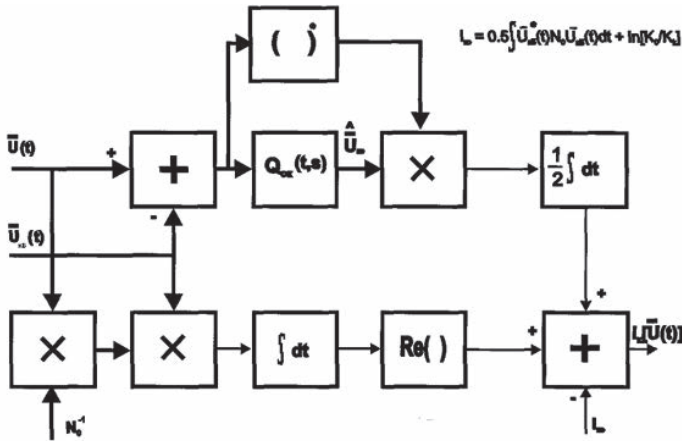


Рис. 3.2. Вариант структурной схемы устройства формирования логарифма отношения правдоподобия

Подстановка (2.2.17) в (2.2.15) дает следующий результат:

$$\begin{aligned} I_k[\bar{U}(t)] = 0,5 \left\{ \iint_{\Omega_k} [\bar{F}^*(\bar{x}) - \bar{F}_{k\sigma}^*(\bar{x})] N_0^{-1} U_k H_{k0}(\bar{x}, \bar{y}) U_k N_0^{-1} \times \right. \\ \times [\bar{F}^*(\bar{y}) - \bar{F}_{k\sigma}^*(\bar{y})] d\bar{x} d\bar{y} + 2 \operatorname{Re} [\int \bar{U}_{k\sigma}^*(t) N_0^{-1} \bar{U}(t) dt] - \\ \left. - \int \bar{U}_{k\sigma}^*(t) N_0^{-1} \bar{U}_{k\sigma}(t) dt - \ln(K_0/K_k) \right\}; \end{aligned} \quad (3.2.20)$$

$$H_{k0}(\bar{x}, \bar{y}) = H_{Ak}(\bar{x}, \bar{y})|_{A=1}; \quad (3.2.21)$$

$$ESG(\bar{x}, u) = E(\bar{x}, u) S(\bar{x}, u) G(\bar{x}, u). \quad (3.2.23)$$

Используя (3.2.15), преобразуем второе и третье слагаемые в фигурных скобках (3.2.20). В результате получим:

$$I_k[\bar{U}(t)] = 0,5 \left\{ \iint_{\Omega_k} [\bar{F}^*(x) - \bar{F}_{k\sigma}^*(x)] N_0^{-1} U_k H_{k0}(\bar{x}, \bar{y}) U_k N_0^{-1} \times \right. \\ \left. \times [\bar{F}(\bar{y}) - \bar{F}_{k\sigma}(\bar{y})] d\bar{x} d\bar{y} + 2 Re \left[\int \bar{f}_{k\sigma}^*(\bar{x}) U_k N_0^{-1} \bar{F}(\bar{x}) d\bar{x} \right] \right\}. \quad (3.2.24)$$

Кратко рассмотрим смысл введенных функций $\Psi^0(\bar{x}, \bar{z})$, $\bar{F}(\bar{x})$ и $\bar{F}_{k\sigma}(\bar{x})$.

Рассмотрим p -ю компоненту вектора $\bar{F}(\bar{x})$. При отсутствии шума с учетом (3.2.6) имеем:

$$\bar{F}_p(x) = U_{kp} \int_{\Omega_k} \Psi_p^0(\bar{x}, \bar{z}) f_k^p(\bar{z}) d\bar{z}. \quad (3.2.25)$$

Оптимальный алгоритм обработки представлен на рис. 3.3. Для выяснения физического смысла интеграла

$$\int H_{k0}(\bar{x}, \bar{y}) U_k N_0^{-1} [\bar{F}(\bar{y}) - \bar{F}_{k\sigma}(\bar{y})] d\bar{y}$$

умножим его слева на

$$U_k G(\bar{x}, t) S(\bar{x}, t) E(\bar{x}, t)$$

и проинтегрируем результат по \bar{x} . Учитывая (3.2.14) и (3.2.17), получим:

$$U_k G(\bar{x}, t) S(\bar{x}, t) E(\bar{x}, t) \int H_{k0}(\bar{x}, \bar{y}) U_k N_0^{-1} [\bar{F}(\bar{y}) - \bar{F}_{k\sigma}(\bar{y})] d\bar{y} = \\ = \int Q_{k0}(t, u) [\bar{U}(u) - \bar{U}_{k\sigma}(u)] du. \quad (3.2.26)$$

Как уже отмечалось, правая часть (3.2.26) представляет собой оценку диффузионной составляющей принимаемого сигнала в предположении о наблюдении k -й цели. Используя (3.2.14), представим эту оценку в виде:

$$U_{k0}^{\epsilon}(t) = U_k \int G(\bar{x}, t) S(\bar{x}, t) E(\bar{x}, t) f_{k\sigma}^{\epsilon}(\bar{x}) d\bar{x}, \quad (3.2.27)$$

составляющей функции отражения k -й цели по координатам. Сравнение (3.2.26) и (3.2.27) приводит к следующему результату:

$$\int H_{k0}(\bar{x}, \bar{y}) U_k N_0^{-1} [\bar{F}(\bar{y}) - \bar{F}_{k\sigma}(\bar{y})] d\bar{y} = f_{k\sigma}^{\epsilon}(\bar{x}). \quad (3.2.28)$$

Полученный интеграл представляет собой оптимальную оценку диффузионной составляющей функции отражения ПРЦ в предположении о том, что справедлива k -я гипотеза.

Из выполненного синтеза следует, что необходимая для принятия решения информация содержится в комплексных РЛИ наблюдаемых целей. При этом обработка изображения заключается в вычислении корреляций его с детерминированной функцией отражения «блестящих точек» k -й цели $\hat{f}_{k\sigma}(\bar{x})$ и оценкой диффузионной составляющей $\bar{f}_p(\bar{x})$.

Получение полной информации, необходимой для реализации оптимального алгоритма, требует чрезвычайно большого объёма наблюдаемых данных для формирования достоверного «радиолокационного портрета» и практически недостижимо в обозримом будущем, что приводит к необходимости разработки алгоритмов, требующих для своей реализации ограниченного объёма априорной информации, с одной стороны, достаточно информативных, и, с другой стороны, доступных сравнительно неложными средствами

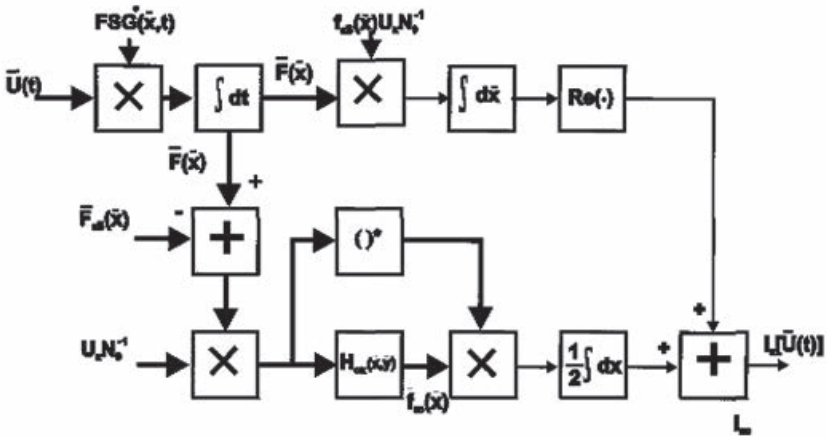


Рис. 3.3. Вариант структурной схемы устройства формирования логарифма отношения правдоподобия

К устойчивым и достоверным сведениям о различиях распознаваемых пространственно-распределённых целей могут быть отнесены:

- а) данные о различиях в размерах (длине и ширине);
- б) данные о различиях в интегральной (общей) ЭПР.

Практически реализуемый «рабочий» алгоритм формирования статистик принятия решения не должен использовать индивидуальные радиолокационные портреты (распределения ЭПР «блестящих точек» и диффузионной составляющей по поверхности цели). Считая распределение ЭПР равномерным, приходим к следующему выражению статистики, которая составляет основу принятия решения по любому статистическому критерию

$$I_k = \int_{\Omega_k(j)} |F(\bar{x})|^2 d\bar{x}, \quad (3.2.29)$$

где подчеркнута зависимость области, занятой целью k -го класса от ракурса его наблюдения φ .

3.3. Адаптивный алгоритм классификации пространственно-распределённых целей по данным радиолокатора с синтезированной апертурой

Не изменяя общей методологии решения задачи классификации ограничимся примером распознавания на 3 класса.

В общем случае при синтезе оптимального алгоритма следует учитывать множество неизмеряемых параметров: амплитудные и фазовые флуктуации, удельная ЭПР и уровень АРУ сигнала, угловые скорости перемещения цели, вращательное движение цели, приводящее к сжатию/расширению РЛИ по координате путевой дальности и многие другие.

Вывод алгоритма произведем при следующих предположениях:

1. РСА перемещается по прямолинейной траектории, использует импульсный широкополосный зондирующий сигнал, причем отсчеты РЛИ различных каналов дальности могут считаться статистически независимыми. В связи с этим все дальнейшие рассуждения проводятся для одного канала дальности.

2. Весь участок поверхности, попадающий в один канал дальности, разбит на отдельные элементарные участки, состоящие, в свою очередь, из большого числа элементарных отражателей. Каждый элементарный участок определяется своей координатой d_i ($i = 1, n$; n — число таких участков) по отношению к центру всей наблюдаемой поверхности. Сигнал, отраженный от такого участка, представляет собой нормальный случайный процесс с нулевым математическим ожиданием и дисперсией $\sigma_m^2(d_i)$, которая зависит от целого ряда

параметров, в первую очередь, от типа объекта и индивидуальных особенностей его архитектуры, дальности и ракурса его наблюдения и т. п. При обозначении мощности отраженного сигнала сохранен индекс « m », характеризующий ее зависимость от номера класса объекта.

3. Сигналы, отраженные различными элементарными участками поверхности, созданы физически различными отражателями и поэтому с достаточным основанием могут считаться статистически независимыми.

4. В качестве достаточной статистики, являющейся методологической основой, как выбора признаков, так и алгоритма принятия решения, будет использовано отношение правдоподобия для гипотез о классе объектов.

С учетом принятых предположений комплексная амплитуда сигнала, принимаемого в n -й точке траектории от i -го элементарного участка поверхности цели и/или близлежащей точки подстилающей поверхности с координатой x_i может быть записана в следующем виде:

$$U_i = \sum_{k=1}^N f_n^k(x_i) \exp(-j\varpi_0 \tau_n(x_i)) + N_n, \quad (3.3.1)$$

где ϖ_0 — несущая частота;

$\tau_n(x_i)$ — запаздывание сигнала, принимаемого в n -й точке траектории от i -го элементарного участка наблюдаемой поверхности;

$f_n^k(x_i)$ — комплексная амплитуда сигнала, формируемого i -м элементарным участком поверхности объекта k -го класса в n -й точке приема;

N_n — комплексная амплитуда n -го отсчёта шума. Комплексная амплитуда представляет собой выборочное значение нормальной случайной величины, имеющей следующие статистические характеристики:

$$M \{ f_n^k(x_i) \} = 0; \quad (3.3.2)$$

$$M \{ f_n^k(x_i) f_n^k(x_j) \} = \sigma_k^2(x_i) \delta_{ij}, \quad (3.3.3)$$

где δ_{ij} — символ Кронеккера.

Обозначая расстояние до центра наблюдаемого участка поверхности R_H , запишем величину запаздывания отраженного сигнала от i -го элементарного участка до n -й точки траектории:

$$\tau_n(x_i) = \frac{2}{C} \sqrt{R_H^2 + (r_n - x_i)^2} \approx \frac{2R_H}{C} \left[1 + \frac{(r_n - x_i)^2}{2R_H^2} \right], \quad (3.3.4)$$

где C — скорость света;

r_n — координата n -й точки приема отраженного сигнала.

Обобщая высказанные предположения, сформируем вектор наблюдаемых данных на выходе приемника локатора:

$$U = \beta f^k + N_{\text{ш}}, \quad (3.3.5)$$

где $\beta = (S(x_i), \dots, S(x_n))$ — матрица $(N_H \times n)$, состоящая из векторов:

$$S(x_i) = \|S(x_i^n)\| = \left\| \exp \left(j \frac{2\pi}{\lambda R_H} r_n^2 - j \frac{4\pi}{\lambda R_H} x_i r_n \right) \right\|, \quad (3.3.6)$$

задающих фазовое распределение сигнала, отраженного от i -го элемента поверхности, по точкам синтезируемой апертуры, имеющим координаты r_n ($n = 1, N_H$);

N_H — число принимаемых импульсов);

$f^k = \|f_i^k\| = \|f_n^k(x_i)\|$ — вектор комплексных амплитуд, размерность которого определяется числом отражающих элементарных участков поверхности;

$N_{\text{ш}}$ — вектор отсчетов шума, имеющего следующие статистические характеристики:

$$M \{N_{\text{ш}}\} = 0, 5M \{N_{\text{ш}} N_{\text{ш}}^{*T}\} = R_{\text{ш}} = \sigma_{\text{ш}}^2 E,$$

где E — единичная матрица;

$\sigma_{\text{ш}}^2$ — дисперсия шума.

Далее запишем отношение правдоподобия:

$$\Delta_k = \frac{p(U/\text{сигнал от цели } k\text{-го класса} + \text{шум})}{P(U/\text{шум})}, \quad (3.3.7)$$

где $P[U/\bullet]$ — условная плотность вероятности наблюдения вектора U при наличии поверхности k -го класса и шума или только шума.

Считая вектор U гауссовским с нулевым математическим ожиданием, что соответствует предыдущим рассуждениям, запишем отношение правдоподобия:

$$\Lambda_k = \frac{1}{|E + \beta Q_k \beta^{*T}|} \exp\left(-0,5 U^{*T} \left[R_{\text{ш}}^{-1} - R_{\text{ш}k}^{-1} \right] U\right), \quad (3.3.8)$$

где

$$R_{\text{ш}k} = \beta Q_k \beta^{*T} + R_{\text{ш}}; \quad (3.3.9)$$

$$Q_k = \begin{pmatrix} \sigma_{1k}^2 & & 0 \\ & \dots & \\ 0 & & \sigma_{nk}^2 \end{pmatrix}$$

— матрица мощностей сигналов от каждого из n элементарных участков, входящих в анализируемую поверхность k -го класса.

Учитывая специальный вид матрицы (3.3.9) и используя равенство Вудбери, запишем логарифм отношения правдоподобия в следующем виде:

$$l_k = \ln \Lambda_k = 0,5 U^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} \beta \left[E + Q_k \beta^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} \beta \right]^{-1} Q_k \beta^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} U - Sp \ln \left(E + \beta Q_k \beta^{*T} \right). \quad (3.3.10)$$

Здесь

$$Q_k = \begin{pmatrix} \sigma_{1k}^2 / \sigma_{\text{ш}}^2 & & 0 \\ & \dots & \\ 0 & & \sigma_{nk}^2 / \sigma_{\text{ш}}^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} q_{1k} & & 0 \\ & \dots & \\ 0 & & q_{nk} \end{pmatrix} \quad (3.3.11)$$

— диагональная матрица отношений мощностей сигналов от каждого i -го элементарного участка к мощности шума в одном импульсе.

Вводя новый вектор

$$F = \|F_i\| = \frac{1}{\sigma_{\text{ш}}} \beta^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} U = \left\| \frac{1}{\sigma_{\text{ш}}} \sum_{n=1}^{N_{\text{ш}}} U_n \exp \left(-j \frac{2\pi}{\lambda R_{\text{ш}}} r_n^2 + j \frac{4\pi}{\lambda R_{\text{ш}}} r_n x_i \right) \right\|, \quad (3.3.12)$$

компоненты которого представляют собой отсчеты комплексных амплитуд РЛИ, для достаточной статистики (логарифма отношения правдоподобия) получаем выражение:

$$l_K = \ln \Lambda_K = 0,5 F^{*T} \left(E + Q_k \beta^{*T} \beta \right)^{-1} Q_k F - Sp \ln \left(E + \beta Q_k \beta^{*T} \right). \quad (3.3.13)$$

Считая размер элементарного участка поверхности равным размеру элемента разрешения по азимуту и пренебрегая влиянием соседних участков ($\beta^{*T}\beta \approx N_{\text{и}}E$), получаем выражение достаточной статистики:

$$l_k = \sum_{i=1}^N \frac{q_{ik}}{1+q_{ik}} \frac{|F_i|^2}{2} - \sum_{i=1}^N \ln(1+q_{ik}), \quad (3.3.14)$$

где q_{ik} ($i = 1, \dots, N; k = 1, \dots, M$) – отношение сигнал/шум в i -м элементе разрешения после когерентного накопления N отсчетов;

M – число классов.

При известных априори «радиолокационных портретах» (векторах q_{ik}), для каждого из классифицируемых типов поверхностей оптимальный алгоритм классификации состоит в том, чтобы вычислить достаточную статистику для каждого возможного m и выбрать максимальное значение.

$$\hat{k} = \arg \max_k \left\{ - \sum_{i=1}^N \left[\frac{1}{1+q_{ik}} \frac{|F_i|^2}{2} - \ln(1+q_{ik}) \right] \right\}. \quad (3.3.15)$$

К сожалению, подробные «радиолокационные портреты» (РП), как правило, неизвестны практически ни для одной ПРЦ, что приводит к необходимости их оценки на этапе предварительного обучения. Соответственно алгоритм классификации имеет вид:

$$\hat{k} = \arg \min_k \left\{ \sum_{i=1}^N \frac{1}{1+\hat{q}_{ik}} \frac{|F_i|^2}{2} - \hat{C}_k \right\}, \quad (3.3.16)$$

где знак «уголок над символом» обозначает оценку соответствующего параметра на этапе предварительного обучения.

В связи с тем, что достоверная оценка РП представляет собой практически неразрешимую задачу из-за чрезвычайно большого объема факторов, на него влияющих: зависимость РП от условий наблюдения (дальность, ракурс, длина волны, поляризация), погодных и климатических условий, времени суток и времени года, индивидуальных особенностей, конфигурации и электродинамических свойств наблюдаемых объектов. В то же время, очевидно, что

в любом случае основой для решения задачи классификации является вектор достаточных статистик

$$l = \|l_k\| = \left\| \sum_{i=1}^N \frac{|F_i|^2}{1 + \hat{q}_{ik}} \right\|, \quad (3.3.17)$$

Поскольку на начальных этапах проектирования говорить о наличии представительного банка РП безусловно преждевременно, для синтеза алгоритма классификации приходится использовать те исходные данные о различии объектов, которые не вызывают сомнений и имеют ясное физическое обоснование. Такими робастными признаками, как показано выше, являются размеры и общая ЭПР. В этом случае при формировании весовых коэффициентов β_{mi} не используется информация о «тонкой» структуре РП, но учитываются априорные сведения об отличии классов объектов по размерам и ориентации областей, занимаемых «портретами» ПРЦ на РЛИ. Названные области, в свою очередь, существенно зависят от условий наблюдения, в частности, оценок наклонной дальности и ракурса.

В этом случае компоненты вектора достаточной статистики вычисляются путем суммирования отсчетов РЛИ в пределах области, зависящей, как от номера конкурирующей гипотезы, так и от ракурса наблюдения ПРЦ:

$$l_k = \sum_{\Omega_k(\varphi)} |F_i|^2. \quad (3.3.18)$$

Более подробно алгоритм выглядит следующим образом.

По наблюдаемому РЛИ, предъявленному к классификации, прежде всего, производятся две операции:

- оценка области, занятой элементами цели на изображении, например, путем сравнения отсчетов с порогом, установленным по уровню шума;

- оценка ракурс $\hat{\varphi}$, использующая только те отсчеты РЛИ, которые отнесены к ПРЦ по результатам предыдущей пороговой обработки.

Поскольку размерность вектора равна числу конкурирующих гипотез, при обучении необходимо моделировать T выборочных векторов l_t ($t = \overline{1, T}$) при задании объектов каждого из M классов, расположенных под ракурсом, величина которого оценивается по наблюдаемому РЛИ

$$l_i^{k_0} = \|l_{ik}^{k_0}\| = \left\| \sum_{\Omega_k(\Phi)} |F_i|_{lk_0}^2 \right\|, \quad (3.3.19)$$

где $|F_i|_{lk_0}^2$ — i -й отсчет t -й обучающей выборки при условии, что объект относится к классу k_0 .

Следует обратить внимание на отличие индексов k и k_0 . Первый из них — координата вектора, а второй — номер объекта, для которого производится моделирование выборочных отсчетов РЛИ $|F_i|_{lk_0}^2$ на этом этапе обучения.

В результате обучения формируются оценки векторов выборочных средних:

$$l^{k_0} = \|l_k^{k_0}\| = \left\| \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T l_{tk}^{k_0} \right\| \quad (3.4.20)$$

и выборочных дисперсий:

$$(\sigma^{k_0})^2 = \|(\sigma_k^{k_0})^2\| = \left\| \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (l_{tk}^{k_0} - l_k^{k_0})^2 \right\|. \quad (3.4.21)$$

Принятие решения производится по минимуму расстояния:

$$\hat{k}_0 = \arg \min_{k_0} \sqrt{\sum_{m=1}^M \frac{(l_k - l_k^{k_0})^2}{(\sigma_k^{k_0})^2}}. \quad (3.4.22)$$

Анализ алгоритмов распознавания ПРЦ, различающихся удельной ЭПР или размерами, приведен методом статистического моделирования в следующей главе.

Основные результаты данной главы заключаются в следующем.

Для заданной модели отражающих свойств ПРЦ найден оптимальный алгоритм классификации сложных пространственно-распределённых целей, наблюдаемых группировок космических летательных аппаратов, оснащённых РЛС с синтезированной апертурой. Найдено выражение для элементов вектора достаточных статистик и предложена структурная схема устройства, обеспечивающего их формирование.

Показано, что формирование вектора признаков должно осуществляться в два этапа:

1. По данным каждой РЛС, входящей в систему, методом искусственного синтезирования апертуры формируется радиолокационное изображение наблюдаемой цели.

2. Вектор полученных РЛИ обрабатывается таким образом, чтобы сформировать вектор достаточных статистик. Формирование достаточной статистики осуществляется с помощью двухканального устройства. В одном канале формируется логарифм отношения правдоподобия для диффузионной составляющей сигнала, отражённого k -й целью, на фоне шума. Второй канал вычисляет логарифм отношения правдоподобия для сигнала, отражённого «блестящими» точками k -й цели, на фоне шума и диффузной отражающей сигнала.

3.4. Литература к главе 3

1. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА, формируемых в РСА монография — М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2017. — 212 с.

2. Радиолокационные станции обзора Земли / под ред. Г.С. Кондратенкова. М.: Радио и связь, 1983. 271 с.

3. Доросинский Л.Г. Классификация радиолокационных изображений / Л.Г. Доросинский // Межд. конф. Теория и техника передачи, приема и обработки информации. ХТУРЭ. Туапсе 1995. С. 104.

4. Радиолокационные станции с цифровым синтезированием апертуры антенны / под ред. В.Т. Горяинова. М.: Радио и связь, 1988. 304 с.

5. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции: в 3 т. / Г. Ван Трис. М.: Сов. радио, 1972. т. 1. 744 с.

6. Растринин Л.А. Метод коллективного распознавания / Л.А. Растринин, Р.Х. Эринштейн. М.: Энергоиздат, 1981. 80 с.

7. Дуда Р. Распознавание образов и анализ сцен / Р. Дуда, П. Харт; пер с англ. В.Л. Стефанюка. М.: Мир, 1976. 511 с.

4. АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ КЛАССИФИКАЦИИ ПРОСТРАНСТВЕННО-РАСПРЕДЕЛЁННЫХ ЦЕЛЕЙ ПО ДАННЫМ РСА

В данной главе предлагаются методы определения эффективности алгоритмов классификации ПРЦ, основанные на определении вероятностей правильного и ошибочного распознавания классов ПРЦ с помощью аналитических выражений и/или статистического моделирования. Проблема анализа эффективности классификации включает решение трех основных задач, а именно [7, 8]:

1. Разработка методики расчета потенциальной точности классификации (разделы 4.1 и 4.2).
2. Разработка методики расчета вероятностей ошибочных и правильных решений по РЛИ ПРЦ (4.3 и 4.4).
3. Статистическое моделирование (4.5 и 4.6).

4.1. Границы Чернова и Кайлата – метод определения потенциальных возможностей классификации ПРЦ по вектору наблюдаемых данных

Потенциальные возможности решения задачи классификации будем оценивать вероятностями правильных ($P_{\text{пр}}$) и ошибочных ($P_{\text{ош}}$) решений, для которых получим граничные соотношения (истинные значения лежат в пределах указанных границ) с помощью известных для различения двух гипотез граничных соотношений Чернова и Кайлата [1, 2, 7].

При проверке $(M + 1)$ гипотез о классе наблюдаемой ПРЦ вероятность вынесения ошибочного решения равна:

$$P_{\text{ош}} = \sum_{i=1}^{M+1} p_i \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{M+1} p(j/i), \quad (4.1.1)$$

где p_i – априорная вероятность i -й гипотезы;

$p(j/i)$ – вероятность принятия решения о справедливости j -й гипотезы в том случае, когда истинной является i -я гипотеза.

Из (4.1.1) следует:

$$P_{\text{ош}} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=i+1}^{M+1} [p_i p(j/i) + p_j p(i/j)]. \quad (4.1.2)$$

При этом верхняя граница ошибки (4.1.2) при проверке многих гипотез может быть получена с использованием методики [1]:

$$P_{\text{ош}} \leq \sum_{i=1}^M \sum_{j=i+1}^{M+1} [p_i Ch_{ij}^F + p_j Ch_{ij}^M], \quad (4.1.3)$$

где Ch_{ij}^F и Ch_{ij}^M — границы Чернова для вероятностей ложной тревоги и пропуска цели при проверке пары гипотез i и j независимо от остальных гипотез.

Далее получим выражение для нижней границы, вероятностей ошибок, известную для двух гипотез, как граница Кайлата [3].

Ошибка возникает, если хотя бы для одной из альтернативных гипотез выполняется неравенство:

$$l_{ij} > l_{ii} \quad (i \neq j), \quad (4.1.4)$$

в котором

$$l_{ij} = \ln \left(\frac{W_j(U)}{W_i(U)} \right) \quad (4.1.5)$$

— логарифм отношения правдоподобия при проверке пары гипотез с номерами j и i ; $W_j(U)$ и $W_i(U)$ — плотности распределения вероятностей значений вектора наблюдаемых данных U по гипотезам j и i . Пусть событие A_j соответствует выполнению условия (4.1.4). Тогда вероятность ошибки при наблюдении i -го класса целей представляется как вероятность суммы событий:

$$\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{M+1} P(j/i) = P \left[\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{M+1} A_j \right]. \quad (4.1.6)$$

Используя формулу для определения вероятности суммы зависимых событий [4], можно убедиться в справедливости неравенства:

$$P \left[\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{M+1} A_j \right] \geq \max_{\substack{j \\ j \neq i}} [P] A_j. \quad (4.1.7)$$

В этом выражении $p[A_j]$ представляет собой вероятность вынесения решения в пользу j -го класса целей при условии, что истинной является цель i -го класса при проверке только этой пары альтернатив. Обозначая эту вероятность $P_2(j/i)$ и используя (4.1.7), для вероятности ошибки (4.1.1) запишем неравенство:

$$P_{\text{ош}} \geq \sum_{i=1}^{M+1} P_i P_2(j/i), \quad (4.1.8)$$

где на значение j наложено единственное ограничение:

$$j \neq i. \quad (4.1.9)$$

Неравенство (4.1.8) позволяет оценить нижнюю границу вероятности ошибки в случае проверки более двух гипотез. Найдём решение для трёх классов

Используя (4.1.8) и (4.1.9), запишем два очевидных неравенства:

$$P_{\text{ош}} \geq P_1 P(2/1) + P_2 P_2(3/2) + P_3 P_2(1/3);$$

$$P_{\text{ош}} \geq P_1 P(3/1) + P_2 P_2(1/2) + P_3 P_2(2/3). \quad (4.1.10)$$

Суммируя правые и левые части этих неравенств, получим:

$$P_{\text{ош}} \geq 0,5 \sum_{i=1}^2 \sum_{j=i+1}^3 [P_i P_2(j/i) + P_j P_2(i/j)]. \quad (4.1.11)$$

Учитывая, что:

$$P_i + P_j \neq 1. \quad (4.1.12)$$

и используя критерий минимума ошибки, для ситуации, изображённой на рис. 3.1, получим:

$$\begin{aligned} \int P_i W_i(U) dU &= P_i = A + C + D; \\ \int P_j W_j(U) dU &= P_j = B + C + D. \end{aligned} \quad (4.1.13)$$

Суммируя их, имеем:

$$A + B + 2(C + D) = P_i + P_j. \quad (4.1.14)$$

Нетрудно заметить, что:

$$A + B = \int |P_i W_i(U) - P_j W_j(U)| dU. \quad (4.1.15)$$

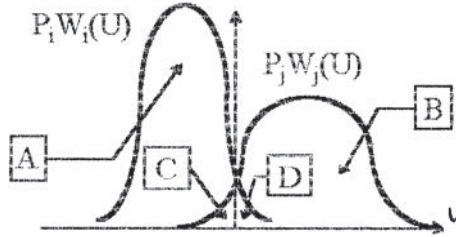


Рис. 4.1. К вопросу о нижней границе вероятности ошибки

Отсюда, искомая вероятность ошибки равна:

$$C + D = 0,5 \left\{ P_i + P_j - \int |P_i W_i(U) - P_j W_j(U)| dU \right\}. \quad (4.1.16)$$

Для оценки интеграла (3.1.15) применим неравенство Шварца [4]:

$$\begin{aligned} \left[\int |P_i W_i(U) - P_j W_j(U)| dU \right]^2 &\leq \left\{ \int \left| [P_i W_i(U)]^{\frac{1}{2}} - [P_j W_j(U)]^{\frac{1}{2}} \right|^2 dU \right\} \times \\ &\times \left\{ \int \left| [P_i W_i(U)]^{\frac{1}{2}} + [P_j W_j(U)]^{\frac{1}{2}} \right|^2 dU \right\}. \end{aligned} \quad (4.1.17)$$

После преобразования правой части (3.1.17) получим:

$$(A + B)^2 \leq (P_i + P_j)^2 - 4 \left\{ (P_i P_j)^{1/2} \int [W_i(U) W_j(U)]^{1/2} dU \right\}^2. \quad (4.1.18)$$

Следовательно

$$P_i P_2(j/i) + P_j P_2(i/j) = C + D \geq Kl_{ij}, \quad (4.1.19)$$

где

$$Kl_{ij} = 0,5 \left\{ P_i + P_j - \sqrt{(P_i + P_j)^2 - 4 \left[(P_i P_j)^{1/2} \int [W_i(U) W_j(U)]^{1/2} dU \right]^2} \right\}. \quad (4.1.20)$$

Это выражение можно представить в виде:

$$Kl_{ij} = 0,5 \left\{ P_i + P_j - \sqrt{(P_i + P_j)^2 - 4 \left\{ (P_i P_j)^{1/2} \exp[\mu_{ij}(0,5)] \right\}^2} \right\}, \quad (4.1.21)$$

где

$$\mu_{ij}(s) = \ln \left(\int_{-\infty}^{\infty} [W_j(U)]^s [W_i(U)]^{1-s} dU \right). \quad (4.1.22)$$

Окончательно для (4.1.11) имеем:

$$P_{\text{Ош}} \geq 0,5 \sum_{i=1}^2 \sum_{j=i+1}^3 Kl_{ij}. \quad (4.1.23)$$

При проверке $M + 1$ гипотез имеем:

$$P_{\text{Ош}} \geq \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=i+1}^{M+1} Kl_{ij}. \quad (4.1.24)$$

Если наблюдаемые данные имеют векторный характер, изменения затрагивают только выражение (4.1.22) для логарифма производящей функции моментов, которое принимает следующий вид:

$$\mu_{ij}(s) = \ln \left(\int_{-\infty}^{\infty} [W_j(U)]^s [W_i(U)]^{1-s} dU \right). \quad (4.1.25)$$

Применяя методику [5] получим: имеем:

$$Ch_{ij}^F = Ch_{ij}^{F1} - Ch_{ij}^{F2} \frac{\gamma_3}{6}; \quad (4.1.26)$$

$$Ch_{ij}^M = Ch_{ij}^{M1} - Ch_{ij}^{M2} \frac{\gamma_3}{6}, \quad (4.1.27)$$

где $Ch_{ij}^{F1} = \exp[\mu_{ij}(s) - s\dot{\mu}_{ij}(s)] I_0[s\sqrt{\ddot{\mu}_{ij}(s)}]; \quad (4.1.28)$

$$Ch_{ij}^{M1} = \exp[\mu_{ij}(s) - (1-s)\dot{\mu}_{ij}(s)] I_0[(1-s)\sqrt{\ddot{\mu}_{ij}(s)}]; \quad (4.1.29)$$

$$Ch_{ij}^{F2} = \exp[\mu_{ij}(s) - s\dot{\mu}_{ij}(s)] \times \\ \times \left\{ \left[s\sqrt{\ddot{\mu}_{ij}(s)} \right]^3 I_0[s\sqrt{\ddot{\mu}_{ij}(s)}] + \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} [1 - s^2\mu_{ij}(s)] \right\}; \quad (4.1.30)$$

$$Ch_{ij}^{M2} = \exp[\mu_{ij}(s) + (1-s)\dot{\mu}_{ij}(s)] \times \\ \times \left\{ \left[(1-s)^2 \ddot{\mu}_{ij}(s) - 1 \right] \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} - \left[(1-s)\sqrt{\ddot{\mu}_{ij}(s)} \right]^3 I_0[(1-s)\sqrt{\ddot{\mu}_{ij}(s)}] \right\}; \quad (4.1.31)$$

$$\gamma_3 = \frac{\mu_{ij}^{(3)}(s)}{\left[\sqrt{\ddot{\mu}_{ij}(s)} \right]^3}; \quad (4.1.32)$$

$$I(\alpha) = \exp(\alpha^2/2) \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \int_{\alpha}^{\infty} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt. \quad (4.1.33)$$

Значение аргумента s в (4.1.29)–(4.1.32) находится путем решения уравнения

$$\dot{\mu}_{ij}(s) = \ln \frac{P_i}{P_j}. \quad (4.1.34)$$

Если вектор наблюдаемых данных U представляет собой совокупность комплексных гауссовских отсчетов с нулевыми средними значениями для $\mu_{ij}(s)$ может быть получено следующее выражение:

$$\mu_{ij}(s) = (s-1) \ln [R_i] + s \ln [R_j] - \ln \left\{ [sR_j^{-1} - (1-s)R_j^{-1}] \right\}. \quad (4.1.35)$$

где R_i и R_j – корреляционные матрицы вектора Y по гипотезам i и j соответственно.

Разложим эрмитову матрицу R_j на множители по Холецкому:

$$R_j = L_j L_j^*. \quad (4.1.36)$$

где L_j – нижняя (левая) треугольная матрица, а символ $*$ обозначает эрмитово сопряжение.

При этом выражение (3.1.35) может быть представлено в виде:

$$\mu_{ij}(s) = \sum_k \left[s \ln \lambda_k^{ij} - \ln (s \lambda_k^{ij} + 1 - s) \right], \quad (4.1.37)$$

где λ_k^{ij} – k -е собственное значение матрицы:

$$K_{ij} = L_j^{-1} R_i (L_j^*)^{-1}. \quad (4.1.38)$$

Искомые производные функции $\mu_{ij}(s)$ имеют вид:

$$\mu_{ij}(s) = \sum_k \left[\ln \lambda_k^{ij} - \frac{\lambda_k^{ij} - 1}{s \lambda_k^{ij} + 1 - s} \right]; \quad (4.1.39)$$

$$\dot{\mu}_{ij}(s) = \sum_k \left[\frac{\lambda_k^{ij} - 1}{s \lambda_k^{ij} + 1 - s} \right]^2; \quad (4.1.40)$$

$$\ddot{\mu}_{ij}(s) = -2 \sum_k \left[\frac{\lambda_k^{ij} - 1}{s \lambda_k^{ij} + 1 - s} \right]^3. \quad (4.1.41)$$

Таким образом, для определения ошибок необходимо знание корреляционной матрицы отсчетов РЛИ, получаемого в отдельной p -й РЛС системы при наблюдении k -й цели.

РЛИ цели можно представить в виде суммы трех составляющих: шумовой

$$F_{pN}(\bar{p}/\bar{x}^0, \bar{x}) = \int E_p^*(\bar{p}, t/\bar{x}^0, \bar{x}) S_p^*(\bar{p}, t/\bar{x}^0, \bar{x}) G_p(\bar{p}, t/\bar{x}^0, \bar{x}) N_p(t) dt, \quad (4.1.42)$$

диффузионной

$$F_{pk}^0(\bar{p}/\bar{x}^0, x) = U_{kp} \int \Phi_p(\bar{p}, \bar{x}) f_{k0}^p(\bar{x}) d\bar{x} \quad (4.1.43)$$

и составляющей, вызванной наличием «блестящих точек» в составе модели ПРЦ k -го класса:

$$F_{pk}^1(\bar{p}/\bar{x}^0, \bar{x}) = U_{kp} \sum_i \Phi_p(\bar{p}, \bar{p}_{ki}^p) f_{ki}^p. \quad (4.1.44)$$

Эти составляющие независимы между собой, и, следовательно, элементы искомой корреляционной матрицы представимы в виде суммы:

$$\|R_{pk}\|_{lm} = \|R_{pN}\|_{lm} + \|R_{pk}^0\|_{lm} + \|R_{pk}^1\|_{lm}, \quad (4.1.45)$$

где

$$\|R_{pN}\|_{lm} = N_{p0} \Phi_p^0(\bar{p}_l, \bar{p}_m); \quad (4.1.46)$$

$$\|R_{pk}^0\|_{lm} = U_{kp}^2 \int [\sigma_{ko}^p(\bar{x})]^2 \Phi_p(\bar{p}_l, \bar{x}) \Phi_p^*(\bar{p}_m, \bar{x}) d\bar{x}; \quad (4.1.47)$$

$$\|R_{pk}^1\|_{lm} = U^2 \sum \Phi_p(\bar{p}_l, \bar{p}_{ki}^p) \Phi_p(\bar{p}_m, \bar{p}_{ki}^p) [\sigma_{ki}^p]^2. \quad (4.1.48)$$

Дискретные значения \bar{p}_l и \bar{p}_m задают координаты отсчетов РЛИ на плоскости изображения.

Вводя нормированные функции неопределенности Φ_{pH}^0 и Φ_{pH} и пренебрегая константами, не влияющими на вычисление функции $\mu_{ij}(s)$ и ее производных, выражение (4.1.45) можно представить в следующем виде:

$$\begin{aligned} \|R_{pk}\|_{lm} = & q_{kp} (2N_{ip} + 1) \int [\sigma_{k0}^p(\bar{x})]^2 \Phi_{pH}(\bar{p}_l, \bar{x}) \Phi_{pH}(\bar{p}_m, \bar{x}) d\bar{x} + \\ & + q_{kp} (2N_{ip} + 1) \sum_i [\sigma_{ki}^p]^2 \Phi_{pH}^2(\bar{p}_l, \bar{p}_{ki}^p) \Phi_{pH}^*(\bar{p}_m, \bar{p}_{ki}^p) + \Phi_{pH}^0(p_l, p_m), \end{aligned} \quad (4.1.49)$$

$$q_{kp} = \frac{2P_{p0} \lambda_p^2 G_{1p} G_{2p} (\sigma_{kv}^p)^2 \tau_p}{(4\pi)^3 N_{p0} R_{1p}^2 R_{p2}^2}. \quad (4.1.50)$$

представляет собой эквивалентное отношение энергии сигнала к спектральной плотности шума в импульсе для случая наблюдения точечного отражателя с ЭПР, равной суммарной ЭПР цели $(\sigma_{ke}^p)^2$, при расположении его в точке, соответствующей центру цели. Выражение

$$q_{ke}^p = q_{kp} (2N_{\text{и}} + 1) \quad (4.1.51)$$

следует рассматривать как суммарное отношение сигнал/шум по пачке из $(2N_{\text{и}} + 1)$ импульсов.

4.2. Анализ потенциальных характеристик классификации ПРЦ по вектору наблюдаемых данных

Примером анализа служит отыскание границ, полученных в предыдущем разделе, в случае наблюдения трёх классов ПРЦ, отличающихся размерами и суммарной ЭПР. Суммарная ЭПР каждой цели считается равномерно распределённой по поверхности ПРЦ, которая представляет собой прямоугольник. В качестве эталонов для каждого класса используются их «средние» представители: цель $N1$ («большая цель») размером 360×30 м, цель $N2$ («средняя цель») — 240×20 м и цель $N3$ («малая цель») — 120×10 м. Ракурс наблюдения для всех ПРЦ считается одинаковым и равным 90° . Будем считать, мощности сигналов, отраженных от целей разных классов при наблюдении под одинаковыми ракурсами, отличаются ориентировочно на 3 дБ. Предположим, что разрешающая способность РСА по азимуту и дальности одинакова, т. е.

$$Dx = Dy. \quad (4.2.1)$$

При этом условии обеспечивается равенство масштабов формируемого РЛИ.

На рис. 4.2 приведены зависимости верхней

$$P_{\text{пр}} = 1 - 0,5 \sum_{i=1}^2 \sum_{j=i+1}^3 Kl_{ij} \quad (4.2.2)$$

и нижней

$$P_{\text{пр}} = 1 - \sum_{i=1}^2 \sum_{j=i+1}^3 (P_i Ch_{ij}^p + P_j Ch_{ij}^M) \quad (4.2.3)$$

границ вероятности правильного распознавания от суммарного отношения сигнал/шум для цели $N2$ (q_{2c}) при различных значениях

разрешения. Отношения сигнал/шум для двух других целей отличаются на 3 дБ:

$$q_1\varepsilon = q_2\varepsilon + 3 \text{ дБ}; \quad q_3\varepsilon = q_2\varepsilon - 3 \text{ дБ}. \quad (4.2.4)$$

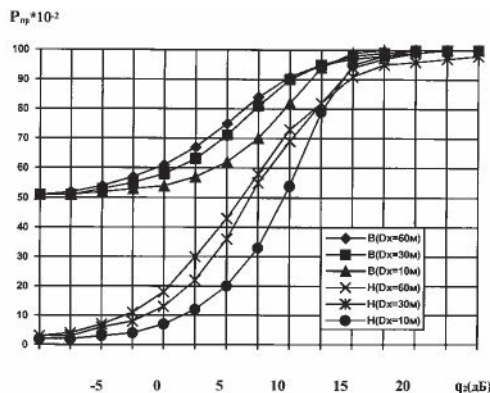


Рис. 4.2. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от суммарного отношения сигнал/шум (для цели 2-го класса; цели 1-го и 3-го классов отличаются на ± 3 дБ)

Анализ влияния разрешения на качество распознавания демонстрирует рис. 4.3.

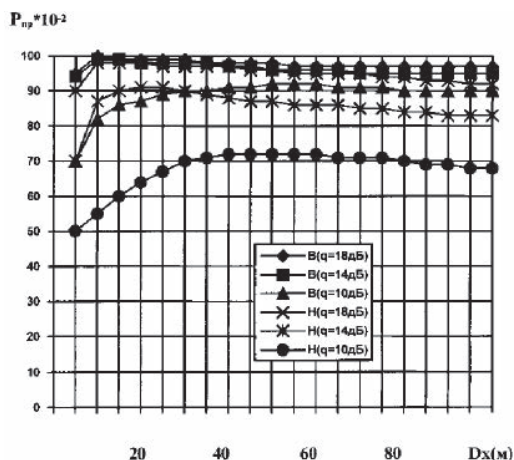


Рис. 4.3. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от разрешающей способности (при фиксированном суммарном отношении сигнал/шум)

В случае фиксированного отношения сигнал/шум в каждом импульсе (без ограничений общей энергетики пачки) вероятность правильной классификации так же существенно зависит от разрешающей способности (рис. 4.4)

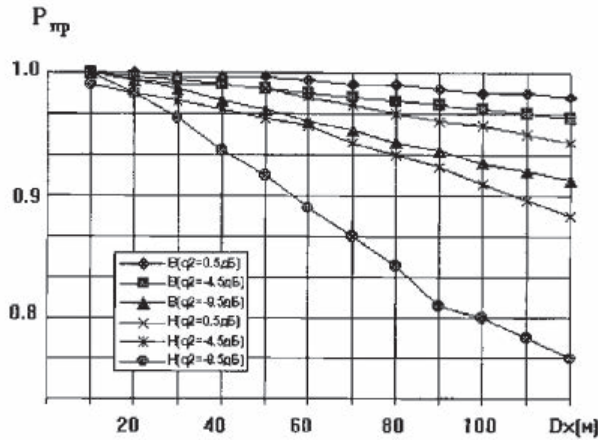


Рис. 4.4. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от разрешающей способности (при фиксированном отношении сигнал/шум в импульсе)

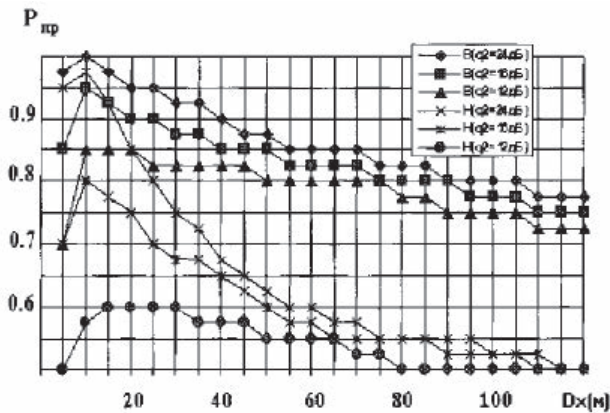


Рис. 4.5. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от разрешающей способности (при фиксированном суммарном отношении сигнал/шум)

Влияние различий в ЭПР и размерах ПРЦ на эффективность их классификации иллюстрируется на рис. 4.5–4.9. На рис. 4.6 и 4.7 приведены зависимости вероятности правильного распознавания от разницы в линейных размерах ПРЦ, выраженной в долях по отношению к размеру цели 2-го класса (Δ) при разрешении 30 и 10 м. Размеры (L – длина, S – ширина) целей определяются равенствами:

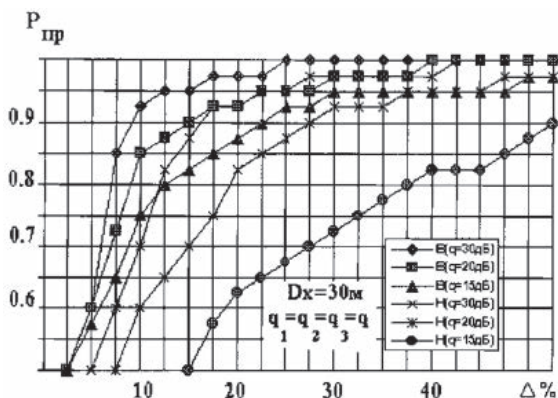


Рис. 4.6. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от различий в размерах целей (при фиксированном значении суммарного отношения сигнал/шум)

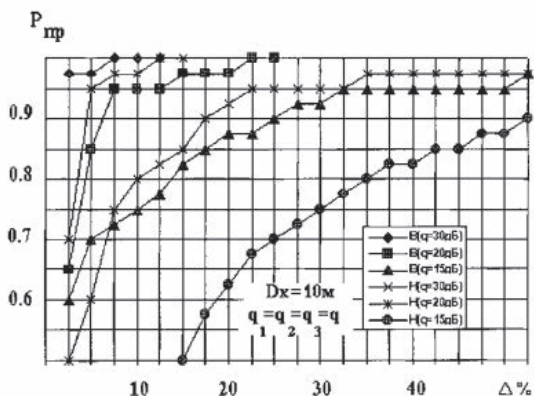


Рис. 4.7. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от различий в размерах целей (при фиксированном значении суммарного отношения сигнал/шум)

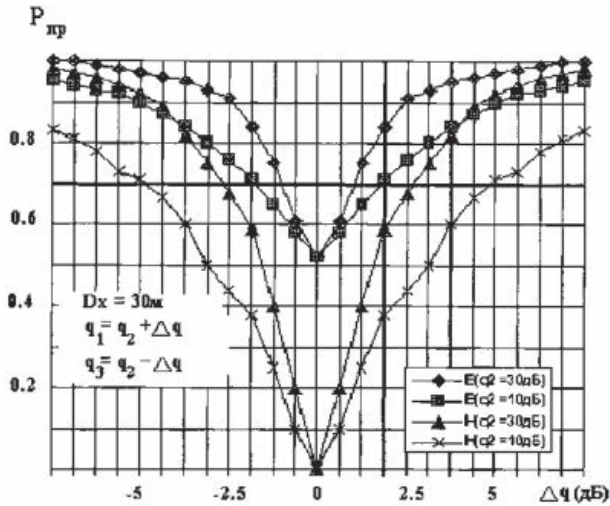


Рис. 4.8. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от различий в суммарной ЭПР целей (при фиксированных значениях суммарного отношения сигнал/шум; цели не отличаются размерами)

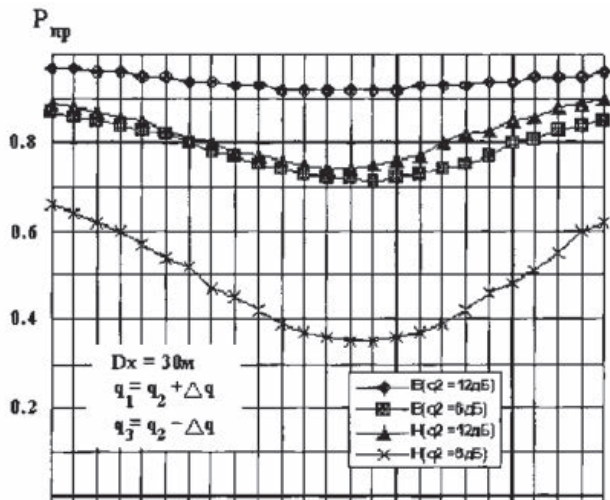


Рис. 4.9. Верхние (В) и нижние (Н) границы вероятностей правильной классификации в зависимости от различий в суммарной ЭПР целей (при фиксированных значениях суммарного отношения сигнал/шум; цели отличаются размерами)

4.3. Методика расчета эффективности классификации ПРЦ по радиолокационному портрету

4.3.1. Проблема анализа эффективности алгоритмов классификации

В качестве основного метода классификации, разумно сочетающего близость к оптимальному с относительно простой технической реализацией, может быть использован следующий алгоритм, предложенный в главе 2. В качестве решения принимается гипотеза о классе с номером \hat{k} , для которого выполняется соотношение:

$$\hat{k} = \arg \min_k l(k) = \arg \min \left\{ \sum_{i \in \Omega_k} \left[\frac{\eta_i}{\xi_i^k} + \ln \xi_i^k \right] \right\}, \quad (4.3.1)$$

где $\eta_i = |F_i|^2$ – i -й отсчет РЛИ наблюдаемого ПРЦ;

$\xi_i^k = 1 + \hat{q}_i$ – i -й отсчет ожидаемого значения ЭПР (радиолокационного портрета) цели k -го класса.

Вероятность принятия решения о справедливости k -й гипотезы при условии, что истинна 1-я, определяется выражением:

$$P(k/l) = \int_G \sigma(\gamma_k / \bar{\eta}) P(\bar{\eta}/l) d\bar{\eta}, \quad (4.3.2)$$

где G – пространство решений;

$\sigma(\gamma_k / \bar{\eta})$ – правило решения;

$\bar{\eta}$ – вектор принимаемых данных;

$P(\bar{\eta}/l)$ – плотность распределения принимаемых данных при условии, что истинна гипотеза «1».

Производя замену переменных и выбирая в качестве новой переменной функцию

$$y_k = l(k), \quad (4.3.3)$$

приходим к выражению для вероятности ошибки в виде многомерного интеграла от совместного распределения статистик

$y_1 \dots y_N$ по той области пространства решений, которая соответствует k -й гипотезе:

$$P(k/l) = \int_{G_k} \dots \int W^{(l)}(y_1 \dots y_M) dy_1 \dots dy_M, \quad (4.3.4)$$

где $W^{(l)}(\bar{y})$ – совместная плотность распределения случайных величин $y_1 \dots y_M$ при условии, что принимается 1-я гипотеза;

M – общее число принимаемых гипотез;

G_k – область пространства решений, соответствующая принятию k -й гипотезы.

В рассматриваемом случае пределы интегрирования в выражении для вероятности принятия решения о наличии цели k -го класса при наблюдении цели 1-го класса могут быть конкретизированы:

$$P(k/l) = \int_{-\infty}^{\infty} dy_k \int_{-\infty}^{y_k} \dots \int_{-\infty}^{y_k} W^{(l)}(y_1 \dots y_N) dy_1 \dots dy_N. \quad (4.3.5)$$

Плотность распределения $W^{(l)}(\bar{y})$ выражается через значения отсчетов РЛИ с помощью формулы:

$$W^{(l)}(\bar{y}) = \int_{\Gamma} P(\bar{\eta}/l) \prod_{\alpha=1}^M \sigma(y_{\alpha} - Y(\alpha)) d\bar{\eta}. \quad (4.3.6)$$

С учетом независимости компонент вектора наблюдений $\bar{\eta}$ плотность вероятности $P(\bar{\eta}/l)$ имеет вид:

$$P(\bar{\eta}/l) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\xi_i^{(l)}} \exp\left(-\frac{\eta_i}{\xi_i^{(l)}}\right), \quad (4.3.7)$$

где N – размерность вектора наблюдений $\bar{\eta}$.

Определим σ – функцию, входящую в (4.3.5), следующим образом:

$$\delta(y_{\alpha} - Y(\alpha)) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\{-jz_{\alpha} [y_{\alpha} - Y(\alpha)]\} dz_{\alpha}.$$

Подставляя (4.3.2) в (4.3.7) и (4.3.6) в (4.3.5), получим:

$$W^{(l)}(\bar{y}) = \int_{\Gamma} \left\{ \prod_{i=1}^N \frac{1}{\xi_i^{(l)}} e^{\frac{\eta_i}{\xi_i^{(l)}}} \right\} \times \left\{ \frac{1}{(2\pi)^N} \prod_{\alpha=1}^M \int_{-\infty}^{\infty} \exp[-jz_{\alpha} (y_{\alpha} + \right. \quad (4.3.8)$$

После замены переменных:

$$x_\alpha = y_\alpha + \sum_{i=1}^N \ln \xi_i^{(\alpha)} \quad (4.3.9)$$

определим характеристическую функцию, соответствующую плотности распределения

$$\begin{aligned} F(z_1, \dots, z_N) &= \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int \exp \left[j \sum_{i=1}^M z_i y_i \right] W^{(l)}(y_1 \dots y_M) dy_1 \dots dy_M = \\ &= \prod_{i=1}^N \frac{1}{1 + j \sum_{\alpha=1}^M \frac{\xi_i^{(l)}}{\xi_i^{(\alpha)}} z_\alpha}. \end{aligned} \quad (4.3.10)$$

Для определения плотности вероятности $W^{(l)}(\bar{x})$ найдем обратное преобразование Фурье от последнего выражения (4.3.10):

$$\begin{aligned} W^{(l)}(\bar{x}) &= \frac{1}{(2\pi)^N} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int \exp \left[-j \sum_{\alpha=1}^M z_\alpha x_\alpha \right] F(z_1 \dots z_M) dz_1 \dots dz_M = \\ &= \frac{1}{(2\pi)^N} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int \left\{ \prod_{i=1}^N \frac{1}{1 + j \sum_{\alpha=1}^M \frac{\xi_i^{(l)}}{\xi_i^{(\alpha)}} z_\alpha} \right\} e^{-j \sum_{\alpha=1}^M z_\alpha x_\alpha} dz_1 \dots dz_M. \end{aligned} \quad (4.3.11)$$

Вычисление полученного интеграла приводит к чрезвычайно громоздким результатам. И тем не менее эти вычисления следовало бы привести при том условии, что полученные выражения носили бы конструктивный характер, а именно позволяли бы рассчитать вероятности ошибочных решений.

Поэтому рассмотрим вначале частный случай, при котором вычисление (4.3.11) тривиально и убедимся в степени продуктивности полученного решения для анализа эффективности распознавания в целом.

Допустим, что размерность вектора наблюдений, равная N , совпадает с числом конкурирующих гипотез M . На практике обычно выполняется неравенство $N > M$. Тем не менее, такое предположение не лишено целесообразности. Оно приводит к расширению числа классов ПРЦ — появлению подклассов в пределах каждого класса, что делает задачу анализа эффективности классификации более детальной. После расчета вероятностей ошибок, если, разумеется,

такой расчет удастся осуществить аналитическими методами, результаты можно «заглубить», объединяя вероятности ошибочных решений внутри подкласса.

После замены переменных:

$$p = \sum_{\alpha=1}^M \frac{\xi_i^{(l)}}{\xi_i^{(\alpha)}} z_{\alpha} \quad (4.3.12)$$

или в матричной записи:

$$Q^{(l)} \bar{Z} = \bar{P},$$

где

$$Q^{(l)} = \|q_{ij}^{(l)}\| = \left\| \frac{\xi_i^{(l)}}{\xi_i^{(j)}} \right\| \quad (4.3.13)$$

и предположения о том, что матрица Q – неособенная, перепишем формулу (3.3.11):

$$\begin{aligned} W^{(l)}(\bar{x}) &= \frac{1}{(2\pi)^N} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int \left\{ \prod_{i=1}^N \frac{1}{1 + jp_i} \right\} \frac{1}{|Q^{(l)}|} e^{-j[Q^{(l)-1}\bar{P}]} d\bar{P} = \\ &= \frac{1}{|Q^{(l)}|} \prod_{i=1}^N \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{2\pi} \frac{1}{1 + jp_i} e^{-jp_i \gamma_i} dp_i. \end{aligned} \quad (4.3.14)$$

В последнем выражении приняты следующие обозначения:

$$\gamma_i = \sum_{l=1}^M x_i c_{il}, \quad (4.3.15)$$

где, в свою очередь, c_{il} – элемент матрицы:

$$C = \left(Q^{(l)-1} \right). \quad (4.3.16)$$

Интегралы, стоящие в (4.3.14), легко вычисляются, и выражение для плотности вероятности принимает вид:

$$W^{(l)}(x) = \begin{cases} \frac{1}{|Q^{(l)}|} e^{\sum_{ij} x_i c_{ji}}, & \text{если } \sum_i x_i c_{ji} < 0 \text{ для каждого } j = \overline{1, M}; \\ 0, & \text{если } \sum_i x_i c_{ji} > 0 \text{ для каждого } j = \overline{1, M}. \end{cases} \quad (4.3.17)$$

Подставив (4.3.17) в выражение (4.3.5), получим формулу для расчета вероятностей ошибок:

$$P(k/l) = \int dx_1 \int dx_2 \dots \int dx_n \times \quad (4.3.18)$$

$$\times \frac{1}{|Q^{(l)}|} e^{\sum_{i=1}^N x_i \sum_{j=1}^M c_{ij}} dx_1 \dots dx_n,$$

при условии $\sum_{i=1}^N x_i c_{ij} < 0$ для каждого $j = \overline{1, M}$.

Вычисление последнего интеграла аналитическими методами представляет собой непреодолимую задачу. Общий случай ($M \neq N$) еще более сложен.

4.3.2. Вывод расчетных выражений для оценки вероятностей правильных и ошибочных решений при классификации ПРЦ по РЛИ

Рассмотрим приближенный метод [7] определения вероятностей правильных и ошибочных выборов гипотез о классах ПРЦ. Алгоритм проверки гипотез принимает решение об истинности класса ПРЦ, если соответствующее ему значение статистики:

$$l(k) = - \sum_{i=1}^N \left(\frac{\eta_i}{\xi_i^{(k)}} + \ln \xi_i^{(k)} \right), \quad (4.3.19)$$

основанной на модели плотности вероятности наблюдаемого вектора (3.3.7), принимает максимальное значение.

Для выходной статистики, построенной в предположении, что ПРЦ соответствует k -му классу при условии, что на самом деле вектор наблюдаемых данных $\vec{\eta}$ соответствует 1-му классу, введем обозначение $l^{(l)}(k)$.

Ошибка классификации имеет место в том случае, когда при наблюдении РЛИ ПРЦ 1-го класса выносится решение в пользу ПРЦ k -го класса. Такая ситуация наступает, если выходной эффект, соответствующий k -й гипотезе $l^{(l)}()$, оказывается больше, чем выходной эффект, соответствующий истинной гипотезе 1:

$$l^{(l)}(k) > l^{(l)}(l). \quad (4.3.20)$$

Вероятность этого события определяется выражением:

$$\begin{aligned} P[l^{(l)}(k) > l^{(l)}(l)] &= P[l^{(l)}(k) - l^{(l)}(l) > 0] = \\ &= P\left[\sum_{i=1}^m \left(\frac{1}{\xi^{(l)}} - \frac{1}{\xi^{(k)}}\right) \eta_i > \sum_{i=1}^m \ln \frac{\xi_i^{(k)}}{\xi_i^{(l)}}\right]. \end{aligned} \quad (4.3.21)$$

В общем случае формула для вероятности правильного решения может быть записана следующим образом:

$$P(l/l) = 1 - P[l^{(l)}(k) > l^{(l)}(l) \text{ для любых } k = \overline{1, m}]. \quad (4.3.22)$$

Поскольку выходной эффект $l^{(l)}(k)$ может превышать статистику $l^{(l)}(l)$ при нескольких значениях k (события совместны), точный расчет вероятностей в правой части (3.3.22) довольно сложен (формально эта процедура не отличается от описанной в предыдущем параграфе). Однако, используя только вероятности (3.3.21), удастся записать выражение для нижней границы вероятности правильного решения:

$$P(l/l) \geq 1 - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq l}}^M P[l^{(l)}(k) > l^{(l)}(l)]. \quad (4.3.23)$$

Следует иметь в виду, что с повышением точности классификации нижняя граница вероятности правильного решения (4.3.23) приближается к истинному значению вероятности. Действительно, чем выше эффективность устройства классификации, тем меньше вероятность события, заключающегося в том, что выходные эффекты, соответствующие двум и более ложным гипотезам, будут превышать статистику (3.3.19), соответствующую наблюдению истинной цели. Приведенное заключение имеет тем больше оснований, чем меньше число конкурирующих гипотез, что соответствует рассматриваемой ситуации классификации ПРЦ.

Введем обозначения:

$$u = \sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{\xi_i^{(l)}} - \frac{1}{\xi_i^{(k)}} \right) \eta_i; \quad (4.3.24)$$

$$Q = \sum_{i=1}^N \ln \frac{\xi_i^{(k)}}{\xi_i^{(l)}}. \quad (4.3.25)$$

причем $\xi_i^{(l)} \neq \xi_i^{(k)}$ (в противном случае отсчеты конкурирующих РЛИ не отличаются и соответствующие значения ЭПР исключаются из рассмотрения),

$$p_l^k = P[l^{(l)}(k) > l^{(l)}(l)], \quad (4.3.26)$$

где

$$p_l^k = P\left(\frac{k}{l}\right) = \int_0^\infty W\left(\frac{u}{l}\right) du. \quad (4.3.27)$$

В (4.3.27) функция $W(u/1)$ представляет собой плотность распределения вероятностей случайной величины u , определенной из (4.3.24), при условии, что случайные величины η_i , как это следует из исходной постановки задачи, имеют плотность распределения вероятностей:

$$W(\eta) = \frac{1}{\xi_i^{(l)}} e^{-\frac{\eta_i}{\xi_i^{(l)}}}. \quad (4.3.28)$$

Характеристическая функция, соответствующая распределению (3.3.28), имеет вид:

$$\theta_{\eta_i}(V) = \frac{1}{1 - jV\xi_i^{(l)}}. \quad (4.3.29)$$

Обозначив

$$g = \frac{1}{\xi_i^{(l)}} - \frac{1}{\xi_i^{(k)}}, \quad (4.3.30)$$

найдем характеристическую функцию величины $g_i\eta_i$:

$$\theta_{g\eta} = \frac{1}{1 - jVg_i\xi_i^{(l)}}. \quad (4.3.31)$$

Характеристическая функция для u определяется как характеристическая функция суммы независимых случайных величин:

$$\theta_u(V) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{1 - jVg_i\xi_i^{(l)}}. \quad (4.3.32)$$

Преобразовав (3.3.32) по Фурье, находим плотность вероятности:

$$W\left(\frac{u}{l}\right) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \left(\prod_{i=1}^N \frac{1}{1 - jv \xi_i^{(I)} g_i} \right) e^{-jvu} dv. \quad (4.3.33)$$

Обозначим

$$\xi_i = \frac{1}{\xi_i^{(I)} g_i} \quad (4.3.34)$$

и перепишем выражение (3.3.33):

$$W(u/l) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \left(\prod_{i=1}^N \frac{\xi_j}{\xi_i - jv} \right) e^{-jvu} dv. \quad (4.3.35)$$

Для вычисления полученного интеграла (4.3.35) рассмотрим типовые практически важные ситуации и примем ряд предположений. Будем считать, что каждое из распознаваемых РЛИ: 1-е и k -е в общем случае содержат $m_b^{(j)}$ ($j = 1, M$) отсчетов, вызванных наличием «блестящих» точек, $m_{\Pi}^{(j)}$ ($j = 1, M$) отсчетов, определяющихся диффузионными отражениями от распределённой поверхности ПРЦ и $m_M^{(j)}$ ($j = 1, M$) отсчетов от подстилающей поверхности. Отсчеты от «блестящих» точек на каждом из РЛИ отличаются по величине ЭПР как между собой, так и между отсчетами от «блестящих» точек, распределённой и подстилающей поверхности на «своем» и конкурирующем РЛИ. Иначе ведут себя отсчеты, соответствующие распределённой поверхности: в пределах «своего» РЛИ они не отличаются по величине ЭПР и, следовательно, отличаются от отсчетов распределённой поверхности другого РЛИ на постоянную величину. Относительно подстилающей поверхности могут быть высказаны аналогичные соображения. Из сказанного следует, что при наличии $m_{\text{кп}}$ отсчетов распределённой поверхности на одинаковых позициях двух РЛИ такова же кратность полюсов подынтегрального выражения. Если число элементов двух РЛИ, имеющих одинаковые расположения и «занятых» МП, равно $m_{\text{км}}$, то в подынтегральном выражении столько же одинаковых полюсов, разумеется, отличающихся по значению от «полюсов подстилающей поверхности».

При выполнении принятых предположений вычислим интеграл (4.3.35):

$$\begin{aligned}
 W(u/l) = & \sum_{q \in M_b} \xi_q e^{-\xi_q u} \prod_{\substack{i \in M_b \\ i \neq q}} \frac{\xi_i}{\xi_i - \xi_q} l(\xi_q) + \\
 & + \left\{ \frac{1}{(m_{k\pi} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_\pi} \frac{d^{m_{k\pi}-1}}{dp^{m_{k\pi}-1}} \left[e^{-pu} \frac{\xi_\pi^{m_{k\pi}} \xi_M^{m_{k\pi}}}{(\xi_M - p)^{m_{k\pi}}} \prod_{i \in M_b} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(\xi_\pi) + \\
 & + \left\{ \frac{1}{(m_{kM} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_M} \frac{d^{m_{kM}-1}}{dp^{m_{kM}-1}} \left[e^{-pu} \frac{\xi_\pi^{m_{k\pi}} \xi_M^{m_{kM}}}{(\xi_\pi - p)^{m_{kM}}} \prod_{i \in M_b} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(\xi_M)
 \end{aligned} \tag{4.3.36}$$

при $u > 0$

где

$$l(x) = \begin{cases} 1, & x > 0; \\ 0, & x < 0. \end{cases}$$

В выражении (4.3.36) суммирование производится лишь по тем индексам, для которых $\zeta_q > 0$ ($q \in M_b$, причем M_b — множество тех позиций 1-го и k -го РЛИ, на которых расположены «блестящие точки», другими словами, множество некротных полюсов).

При $u < 0$ интеграл (3.3.35) выглядит аналогично.

$$\begin{aligned}
 W(u/l) = & \sum_{q \in M_b} \xi_q e^{-\xi_q u} \prod_{\substack{i \in M_b \\ i \neq q}} \frac{\xi_i}{\xi_i - \xi_q} l(-\xi_q) + \\
 & + \left\{ \frac{1}{(m_{k\pi} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_\pi} \frac{d^{m_{k\pi}-1}}{dp^{m_{k\pi}-1}} \left[e^{-pu} \frac{\xi_\pi^{m_{k\pi}} \xi_M^{m_{kM}}}{(\xi_M - p)^{m_{k\pi}}} \prod_{i \in M_b} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(-\xi_\pi) + \\
 & + \left\{ \frac{1}{(m_{kM} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_M} \frac{d^{m_{kM}-1}}{dp^{m_{kM}-1}} \left[e^{-pu} \frac{\xi_\pi^{m_{k\pi}} \xi_M^{m_{kM}}}{(\xi_M - p)^{m_{kM}}} \prod_{i \in M_b} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(-\xi_M).
 \end{aligned} \tag{4.3.37}$$

В последнем выражении суммирование производится лишь по тем индексам, для которых $\zeta_i < 0$.

После подстановки (4.3.36) и (4.3.37) в (4.3.27) найдем формулу для вычисления вероятности превышения ложным выходным эффектом истинного.

а) при $Q > 0$:

$$\begin{aligned}
 p_l^k &= \sum_{q \in M_B} e^{-\xi_q Q} \prod_{\substack{i \in M_B \\ i \neq q}} \frac{\xi_i}{\xi_i - \xi_q} l(\xi_q) + \\
 &+ \left\{ \frac{1}{(m_{k\Pi} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_\Pi} \frac{d^{m_{k\Pi} - 1}}{dp^{m_{k\Pi} - 1}} \left[e^{-\xi_\Pi Q} \frac{\xi_\Pi^{m_{k\Pi} - 1} \xi_M^{m_{kM}}}{(\xi_M - p)^{m_{kM}}} \prod_{i \in M_B} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(\xi_\Pi) + \\
 &+ \left\{ \frac{1}{(m_{kM} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_M} \frac{d^{m_{kM} - 1}}{dp^{m_{kM} - 1}} \left[e^{-\xi_M Q} \frac{\xi_\Pi^{m_{k\Pi}} \xi_M^{m_{kM} - 1}}{(\xi_M - p)^{m_{kM}}} \prod_{i \in M_B} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(\xi_M),
 \end{aligned} \quad (4.3.38)$$

где r – номера тех индексов, для которых $\xi_q > 0$.

б) при $Q < 0$:

$$\begin{aligned}
 p_l^k &= \sum_{q \in M_B} (1 - e^{-\xi_q Q}) \prod_{\substack{i \in M_B \\ i \neq q}} \frac{\xi_i}{\xi_i - \xi_q} l(-\xi_q) + \sum_{r \in M_B} \prod_{\substack{i \in M \\ i \neq r}} \frac{\xi_i}{\xi_i - \xi_r} l(\xi_r) + \\
 &+ \left\{ \frac{1}{(m_{k\Pi} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_\Pi} \frac{d^{m_{k\Pi} - 1}}{dp^{m_{k\Pi} - 1}} \left[(1 - e^{-\xi_\Pi Q}) \frac{\xi_\Pi^{m_{k\Pi} - 1} \xi_M^{m_{kM}}}{(\xi_M - p)^{m_{kM}}} \prod_{i \in M_B} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(-\xi_\Pi) + \\
 &+ \left\{ \frac{1}{(m_{kM} - 1)!} \lim_{p \rightarrow \xi_M} \frac{d^{m_{kM} - 1}}{dp^{m_{kM} - 1}} \left[(1 - e^{-\xi_M Q}) \frac{\xi_\Pi^{m_{k\Pi}} \xi_M^{m_{kM} - 1}}{(\xi_M - p)^{m_{kM}}} \prod_{i \in M_B} \left(\frac{\xi_i}{\xi_i - p} \right) \right] \right\} l(-\xi_M).
 \end{aligned} \quad (4.3.39)$$

Вычисления по приведенным формулам неоправданно громоздки и могут быть существенно упрощены в соответствии со следующими предположениями:

а) размер фрагмента РЛИ выбирается таким образом, чтобы не превышать максимальных размеров РЛИ ПРЦ, что заведомо ограничивает возможное число отсчетов, приходящихся на подстилающую поверхность;

б) отношение сигнал/фон в каждом элементе разрешения, содержащем отсчеты, принадлежащие цели, для реальных РЛИ составляет не менее 10 дБ;

в) в «блестящих» точках РЛИ ПРЦ сосредоточено, по крайней мере, 80 % ее ЭПР.

При этом расчетная формула для определения вероятности правильной классификации ПРЦ k -го класса выглядит следующим образом:

$$p(l/l) \geq 1 - \sum_{k \neq l} \sum_{q \in M_b} e^{-\xi_q^{lk} Q} \prod_{\substack{i \in M_b \\ i \neq q}} \frac{\xi_i^{lk}}{\xi_i^{lk} - \xi_q^{lk}} l(\xi_q^{lk});$$

при $Q > 0$;

$$p(l/l) \geq 1 - \sum_{k \neq l} \left\{ \sum_{q \in M_b} (1 - e^{-\xi_q^{lk} Q}) \prod_{\substack{i \in M_b \\ i \neq q}} \frac{\xi_i^{lk}}{\xi_i^{lk} - \xi_q^{lk}} l(-\xi_q^{lk}) + \right. \\ \left. + \sum_{q \in M_b, i \in M_b} \frac{\xi_i^{lk}}{\xi_i^{lk} - \xi_q^{lk}} l(\xi_q^{lk}) \right\} \quad \text{при } Q < 0. \quad (4.3.40)$$

В выражении (3.3.40) приняты следующие обозначения:

$$\xi_i^{lk} = 1 - \frac{\xi_i^l}{\xi_i^k}; \quad Q = \sum_{i=1}^N \ln \frac{\xi_i^k}{\xi_i^l}.$$

Предположим, что РЛИ ПРЦ k -го класса представляет собой совокупность n_k экспоненциально распределенных независимых отсчетов, принадлежащих цели, и, соответственно, $m - n_k$ отсчетов, созданных только шумом, причем, «целевые» отсчеты имеют одинаковую между собой ЭПР, равную σ_k/n_k (σ_k – интегральная ЭПР цели k -го класса, а параметр экспоненциального распределения «шумовых» отсчетов равен $\sigma_{ш}$).

В этом случае оптимальный алгоритм классификации может быть синтезирован по критерию максимального правдоподобия, в соответствии с которым решения принимается в пользу той гипотезы, для которой отношение правдоподобия максимально:

$$\hat{k} = \arg \max \Delta(n_k, \sigma_k) = \arg \max \frac{W(\bar{\eta}/n_k, \sigma_k)}{W(\bar{\eta}/\text{шум})}. \quad (4.3.41)$$

где $W(\bar{\eta}/n_k, \sigma_k)$ – плотность вероятности вектора наблюдаемых данных $\bar{\eta}$ при наличии цели k -го класса,

$W(\bar{\eta}/\text{шум})$ – плотность вероятности вектора наблюдаемых данных $\bar{\eta}$ при наличии только шума.

При экспоненциальном распределении вероятностей отсчетов РЛИ отношение правдоподобия может быть записано в следующем виде:

$$\Delta(n, \sigma) = \frac{1}{\left(1 + \frac{\sigma_k}{\sigma_{\text{ш}} n_k}\right)^{n_k}} \exp \left\{ \frac{\frac{\sigma_k}{n_k \sigma_{\text{ш}}}}{1 + \frac{\sigma_k}{n_k \sigma_{\text{ш}}}} \sum_{n_k} x_i \right\}, \quad (4.3.42)$$

где
$$x_i = \frac{\eta_i}{\sigma_{\text{ш}}}.$$

Вероятность принятия k -й гипотезы при истинной гипотезе с номером 1 находится из условия:

$$\begin{aligned} & P\{l \wedge I(k) > l \wedge I(l)\} = \\ & = P \left\{ \frac{\frac{\sigma_k}{n_k \sigma_{\text{ш}}}}{1 + \frac{\sigma_k}{n_k \sigma_{\text{ш}}}} \sum_{n_k} x_i - \frac{\frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{ш}}}}{1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{ш}}}} \sum_{n_l} x_i > \ln \left(\frac{1 + \frac{\sigma_k}{n_k \sigma_{\text{ш}}}}{1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{ш}}}} \right)^{n_k} \right\}. \end{aligned} \quad (4.3.43)$$

В рассматриваемой ситуации гипотезы могут быть упорядочены следующим образом: с возрастанием номера гипотезы как размеры ПРЦ, так и ее интегральная ЭПР уменьшаются, то есть при $K > 1$ считаем, что $n_k < n_l$ и наоборот. Введем обозначения:

$$\beta_k = \frac{\frac{\sigma_k}{n_k \sigma_{\text{ш}}}}{1 + \frac{\sigma_k}{n_k \sigma_{\text{ш}}}}$$

при $k > l$ ($n_l > n_k$),

$$y = (\beta_k - \beta_l) \sum_{n_k} x_i - \beta_l \sum_{n_l - n_k} x_i; \quad (4.3.44)$$

при $k < l$ ($n_k > n_l$),

$$y = (\beta_k - \beta_l) \sum_{n_l} x_i + \beta_k \sum_{n_k - n_l} x_i.$$

Поскольку справедливой считается 1-я гипотеза, в случае «а» плотность вероятности случайной величины x_i равна

$$W(x_i) = \frac{1}{1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{ш}}}} \exp \left(-\frac{x_i}{1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{ш}}}} \right) \quad \text{при } x_i > 0 \quad \text{при } x_i > 0 \quad (4.3.45)$$

в первой и второй суммах, а в случае «б» плотность вероятности в первой сумме определяется в соответствии с выражением (4.3.45), а во второй сумме:

$$W(x_i) = \exp(-x_i).$$

После определения характеристической функции и плотности вероятности случайной величины y найдем расчетные выражения для вероятностей ошибочных и верных решений относительно принятия k -й гипотезы при истинной гипотезе с номером 1.

При $k > 1; \xi_1^{kl} > 0; Q > 0$:

$$P_I^k = \frac{1}{(n_l - n_k - 1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{\xi_2^l}} \frac{d^{n_l - n_k - 1}}{dp^{n_l - n_k - 1}} \left\{ \frac{(-1)e^{pQ}}{p(\xi_1^{kl})^{n_k} (\xi_2^l)^{n_l - n_k - 1} \left(p \frac{1}{\xi_1^{kl}} \right)} \right\}.$$

При $k > 1; \xi_1^{kl} > 0; Q < 0$:

$$\begin{aligned} P_I^k &= \frac{1}{(n_k - 1)!} \frac{(-1)^{n_k}}{(\xi_1^{kl})^{n_k} (\xi_2^l)^{n_l - n_k}} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{\xi_1^{kl}}} \frac{d^{n_k - 1}}{dp^{n_k - 1}} \left\{ \frac{1 - e^{pQ}}{\left(p + \frac{1}{\xi_2^l} \right)^{n_l - n_k}} \right\} + \\ &+ \frac{1}{(n_l - n_k - 1)!} \frac{(-1)^k}{(\xi_1^{kl})^{n_k} (\xi_2^l)^{n_l - n_k}} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{\xi_2^l}} \frac{d^{n_l - n_k - 1}}{dp^{n_l - n_k - 1}} \left\{ \frac{1}{\left(p - \frac{1}{\xi_1^{kl}} \right)^{n_k}} \right\}. \end{aligned}$$

При $k > 1; \xi_1^{kl} < 0; Q > 0$:

$$p_I^k = \frac{(-1)^{n_k}}{(\xi_1^{kl})^{n_k} (\xi_2^l)^{n_l - n_k}} \left\{ \frac{1}{(n_k - 1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{-1}{|\xi_1^{kl}|}} \frac{d^{n_k - 1}}{dp^{n_k - 1}} \left[\frac{e^{pQ}}{p \left(p + \frac{1}{\xi_2^l} \right)^{n_l - n_k}} \right] \right\} +$$

$$+ \frac{1}{(n_l - n_k - 1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{-1}{\xi_2^l}} \frac{d^{n_l - n_k - 1}}{dp^{n_l - n_k - 1}} \left[\frac{e^{pQ}}{p \left(p - \frac{1}{\xi_1^{kl}} \right)^{n_k}} \right].$$

При $k > 1; \xi_1^{kl} < 0; Q < 0$:

Результат – предыдущая формула при $Q = 0$.

При $k < 1; \xi_1^{kl} > 0; Q > 0$:

$$p_I^k = 0.$$

При $k < 1; \xi_1^{kl} > 0; Q < 0$:

$$p_I^k = \frac{(-1)^{n_k}}{(\xi_1^{kl})^{n_l} (\xi_3^k)^{n_k - n_l}} \left\{ \frac{1}{(n_l - 1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{\xi_1^{kl}}} \frac{d^{n_l - 1}}{dp^{n_l - 1}} \left[\frac{1 - e^{pQ}}{p \left(p - \frac{1}{\xi_3^k} \right)^{n_k - n_l}} \right] \right\} +$$

$$+ \frac{1}{(n_k - n_l - 1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{\xi_3^k}} \frac{d^{n_k - n_l - 1}}{dp^{n_k - n_l - 1}} \left[\frac{1 - e^{pQ}}{p \left(p - \frac{1}{\xi_1^{kl}} \right)^{n_l}} \right].$$

При $k < 1; \xi_1^{kl} < 0; Q > 0$:

$$p_I^k = \frac{(-1)^{n_k}}{(\xi_1^{kl})^{n_k} (\xi_2^l)^{n_l - n_k}} \left\{ \frac{1}{(n_k - 1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{|\xi_1^{kl}|}} \frac{d^{n_k - 1}}{dp^{n_k - 1}} \left[\frac{-e^{pQ}}{p \left(p + \frac{1}{\xi_2^l} \right)^{n_l - n_k}} \right] \right\} +$$

$$+ \frac{1}{(n_l - n_k - 1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{-1}{\xi_2^l}} \frac{d^{n_l - n_k - 1}}{dp^{n_l - n_k - 1}} \left[\frac{-e^{pQ}}{p \left(p - \frac{1}{\xi_1^{kl}} \right)^{n_k}} \right].$$

При $k < l$; $\xi_1^{kl} < 0$; $Q < 0$:

$$\begin{aligned}
 p_l^k = & \frac{(-1)^{n_k}}{\left(\xi_1^{kl}\right)^{n_l} \left(\xi_3^k\right)^{n_k-n_l}} \left\{ \frac{1}{(n_k-n_l-1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{\xi_3^k}} \frac{d^{n_k-n_l-1}}{dp^{n_k-n_l-1}} \left[\frac{1-e^{pQ}}{p \left(p - \frac{1}{\xi_1^{kl}} \right)^{n_l}} \right] + \right. \\
 & + \frac{(-1)^{n_k}}{\left(\xi_1^{kl}\right)^{n_k} \left(\xi_2^l\right)^{n_l-n_k}} \left\{ \frac{1}{(n_k-1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{1}{\left|\xi_1^{kl}\right|}} \frac{d^{n_k-1}}{dp^{n_k-1}} \left[\frac{1}{p \left(p + \frac{1}{\xi_2^l} \right)^{n_l-n_k}} \right] + \right. \\
 & \left. \left. + \frac{1}{(n_l-n_k-1)!} \lim_{p \rightarrow \frac{-1}{\xi_2^l}} \frac{d^{n_l-n_k-1}}{dp^{n_l-n_k-1}} \left[\frac{1}{p \left(p - \frac{1}{\xi_1^{kl}} \right)^{n_k}} \right] \right\} \right\}. \quad (4.3.46)
 \end{aligned}$$

При записи выражения (4.3.46) использованы следующие обозначения:

$$\begin{aligned}
 \xi_1^{kl} &= \frac{1}{1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{III}}} \frac{1}{\beta_k - \beta_l}; \\
 \xi_2^l &= \left(\frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{III}} \right)^{-1}; \\
 \sigma_3^k &= (\beta_k)^{-1}.
 \end{aligned}$$

Существенного упрощения вычислений можно достичь при условии, что количество слагаемых в первой и второй суммах выражения (4.3.44) достаточно велико, чтобы считать справедливым предположение о нормализации случайной величины y . В этом случае статистика (4.3.44) гауссова и имеет следующие параметры.

При $k > l$

$$\begin{aligned}
 M\{y\} &= \left(1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{III}} \right) (\beta_k n_k - \beta_l n_l); \\
 D\{y\} &= \left(1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{III}} \right)^2 (n_k \beta_k^2 - 2 n_k \beta_k \beta_l + n_l \beta_l^2).
 \end{aligned}$$

При $k < 1$

$$M\{y\} = (\beta_k - \beta_l)n_l \left(1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{ш}}}\right) + \beta_k(n_l - k_k);$$

$$D\{y\} = \left(1 + \frac{\sigma_l}{n_l \sigma_{\text{ш}}}\right)^2 (\beta_k - \beta_l)^2 n_k + \beta_k^2(n_k - n_l).$$

Оценки вероятностей ошибочных и верных решений находится из очевидного соотношения:

$$p_l^k = 1 - \Phi \left\{ \frac{Q - M}{D^{1/2}} \right\}.$$

4.3.3. Оценка эффективности классификации при корнях большой кратности

Методологическая основа расчета информативности та же, что и в разделе 4.1.

Для расчета вероятности p_l^k воспользуемся предположением, о том, что компоненты (квадратурные составляющие на выходе линейной части устройства формирования РЛИ), образующие в результате вектор отсчетов радиолокационного портрета $\bar{\eta}$, статистически независимы и нормальны. В этом случае решение принимается в соответствии с алгоритмом (4.3.1) а вероятности p_l^k находятся в соответствии со следующим приближенным выражением:

$$p_l^k = \exp \left\{ \mu_l^k(S) - S \dot{\mu}_l^k(S) \right\}, \quad (4.3.47)$$

где

$$\begin{aligned} \mu_l^k(S) &= \ln \int \dots \int P^S(\bar{\eta}/k) P^{1-S}(\bar{\eta}/l) d\bar{\eta} = \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{S(S-1)(m_{ki} - m_{li})^2}{S\sigma_{li}^2 + (1-S)\sigma_{ki}^2} \ln \frac{(\sigma_{ki}^2)^{1-S} (\sigma_{li}^2)^S}{S\sigma_{li}^2 + (1-S)\sigma_{ki}^2} \right\}, \end{aligned} \quad (4.3.48)$$

причем S выбирается из условия $\mu_l^k(S) = 0$.

В последнем выражении: m_{ki} — математическое ожидание, а σ_{ki}^2 — дисперсия i -й компоненты признака при наблюдении ПРЦ k -го класса. Для случая, аналогичного анализу алгоритма (4.3.1):

$$m_{ki} = 0 \quad (k = 1, M; i = 1, N); \quad \sigma_{ki}^2 = \xi_i^k. \quad (4.3.49)$$

4.4. Анализ алгоритмов классификации по РЛИ ПРЦ

Расчет по формулам (4.3.38)–(4.3.39) для трех упомянутых типов ПРЦ позволяет получить следующую матрицу вероятностей правильных и ошибочных решений:

$$P = \begin{pmatrix} P(1/1) & P(2/1) & P(3/1) \\ P(1/2) & P(2/2) & P(3/2) \\ P(1/3) & P(2/3) & P(3/3) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,977 & 0,021 & 0,002 \\ 0,013 & 0,964 & 0,023 \\ 0,010 & 0,038 & 0,952 \end{pmatrix}, \quad (4.4.1)$$

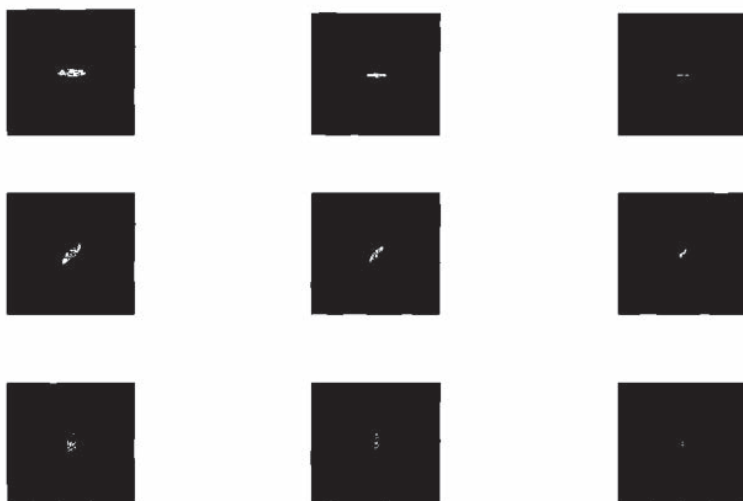
где $P(1/k)$ — вероятность принятия решения в пользу 1-го класса при истинном — k . Номера соответствуют: 1 — «большая» цель, 2 — цель «среднего» класса и 3 — «малая» цель.

Результаты приведены для случая, когда какие-либо искажения радиолокационных портретов отсутствуют, а удельная ЭПР подстилающей поверхности (–30 дБ) настолько мала, что ее величина практически не оказывает влияния на качество классификации.

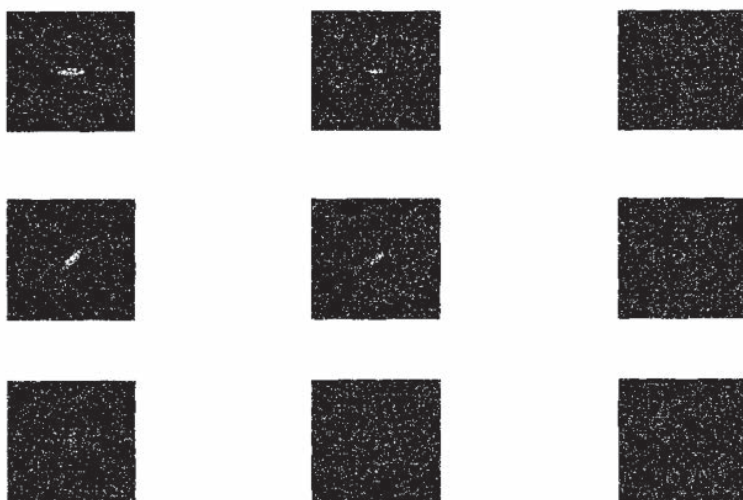
Для анализа алгоритмов классификации в более широком спектре условий наблюдения, по-видимому, нет альтернативы методам статистического моделирования. В данном разделе приведены результаты такого моделирования для анализа эффективности классификации трех типов ПРЦ при двух вариантах разрешающей способности (12 и 24 м), трех значениях удельной ЭПР МП (–30, –20 и –10 дБ), и трех ракурсах наблюдения ПРЦ (0°, 45° и 90°). Примеры РЛИ показаны на рис. 4.10, а матрицы вероятностей — в табл. 4.1.

4.5. Комплексное распознавание. Классификация ПРЦ по данным нескольких средств наблюдения

В тех случаях, когда по одному вектору наблюдаемых данных требуемая вероятность правильной классификации обеспечена быть не может, встает вопрос об оптимальном использовании совокупности всех данных для принятия решения о классе ПРЦ: разработке соответствующих алгоритмов и анализе их эффективности.



ЭПР МП = -30дБ



ЭПР МП = -10дБ

Рис. 4.10. Примеры РЛИ ПРЦ

Таблица 4.1

№ п/п	Разрешение (м)	ЭПР МП (дБ)	Ракурс	P
1	2	3	4	5
1	12	-30	0°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
			45°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$
			90°	$\begin{pmatrix} 0,95 & 0,05 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$
2	12	-20	0°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0,05 & 0,95 \end{pmatrix}$
			45°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$
			90°	$\begin{pmatrix} 0,9 & 0,1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0,15 & 0,85 \end{pmatrix}$
3	12	-10	0°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
			45°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
			90°	$\begin{pmatrix} 0,2 & 0,8 & 0 \\ 0 & 0,35 & 0,65 \\ 0 & 0,2 & 0,8 \end{pmatrix}$
4	24	-30	0°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0,7 & 0,3 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$

Окончание табл. 4.1

1	2	3	4	5
			45°	$\begin{pmatrix} 0,95 & 0,05 & 0 \\ 0,1 & 0,85 & 0,05 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$
			90°	$\begin{pmatrix} 0,95 & 0,05 & 0 \\ 0 & 0,85 & 0,15 \\ 0 & 0,2 & 0,8 \end{pmatrix}$
5	24	–20	0°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0,6 & 0,4 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$
			45°	$\begin{pmatrix} 0,7 & 0,3 & 0 \\ 0,1 & 0,85 & 0,05 \\ 0 & 0,05 & 0,95 \end{pmatrix}$
			90°	$\begin{pmatrix} 0,95 & 0,05 & 0 \\ 0 & 0,8 & 0,2 \\ 0 & 0,3 & 0,7 \end{pmatrix}$
6	24	–10	0°	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0,3 & 0,7 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$
			45°	$\begin{pmatrix} 0,9 & 0,1 & 0 \\ 0,1 & 0,8 & 0,1 \\ 0,05 & 0,3 & 0,65 \end{pmatrix}$
			90°	$\begin{pmatrix} 0,1 & 0,2 & 0,65 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \\ 0 & 0,1 & 0,9 \end{pmatrix}$

4.5.1. Процедуры комплексной классификации

Алгоритм комплексной классификации может строиться на основе двух принципов:

- объединение признаков;
- объединение решений.

В первом случае от различных средств наблюдения (СН) в центральный пункт (ЦП) обработки поступают значения признаков,

например, данные радиолокационной разведки (РЛР) — отсчеты РЛИ или функции от них; данные радиотехнической разведки (РТР) — параметры разведанных сигналов — мощность, частота, длительность импульсов, период их следования и т.д.; данные радиоразведки (РР) — вид и глубина модуляции РР. При достаточных временных и вычислительных ресурсах традиционное классическое решение задачи классификации обеспечивает достоверность, близкую к оптимальной. В то же время названный подход является чрезвычайно громоздким.

В этом случае целесообразно комплексирование информации на уровне объединения решений, вынесенных отдельными средствами наблюдения.

Близким к оптимальному будет применение правила взвешенного суммирования [2], содержание которого заключается в следующем. При поступлении в ЦП решения 1-го источника информации $(1=\overline{1,L})$ в пользу i -го класса для каждого j -го класса $(i, j = \overline{1,M})$ вычисляется коэффициент, равный:

$$V_{jl} = C_{ijl}; \quad C_{ijl} = A \lg \frac{P_{ijl}}{P_{il}}, \quad (4.5.1)$$

где

$$P_{il} = \min_j P_{ijl};$$

$$A^{-1} = \max_{i,j,l} \lg \left(\frac{P_{ijl}}{P_{il}} \right),$$

где P_{ijl} — вероятность вынесения решения в пользу i -го класса 1-м источником при фактическом наличии ПРЦ j -го класса.

Полученные коэффициенты суммируются

$$V_j = \sum_{l=1}^L V_{jl}; \quad j = \overline{1,M}$$

и принимается решение в пользу класса, для которого величина V_j максимальна.

Рассмотрим некоторые упрощения алгоритма взвешенного суммирования. Прежде всего проанализируем ситуацию, когда

вероятности правильных и ошибочных решений одинаковы для разных СН:

$$P_{ji1} = P_{ji2} = \dots = P_{jiL} = P_0;$$

$$P_{ij1} = P_{ij2} = \dots = P_{ijL} = \frac{1 - P_0}{M - 1}; \quad 1 \neq j; \quad 1, j = \overline{1, M}.$$

В этом случае реализуется процедура «простого голосования», когда решение принимается в пользу того класса, за который «голосует» большинство СН. Названная процедура является оптимальной, если:

- источники информации статистически независимы;
- достоверность источников одинакова;
- вероятности ошибочных решений одинаковы.

Простое голосование представляет собой достаточно эффективную процедуру принятия коллективного решения, если достоверности источников мало отличаются между собой. Если такое различие существенно, следует использовать правило взвешенного голосования, которое реализуется при выполнении следующего условия:

$$P_{ijl} = \frac{1 - P_{ijl}}{M - 1}; \quad i \neq j; \quad i, j = \overline{1, M}.$$

При этом каждому «голосу» приписывается свой «вес»:

$$C_{ijl} = A \lg \frac{P_{ijl}}{P_{ijl}}; \quad C_{ijl} = 0.$$

4.5.2. Анализ эффективности классификации

С целью получения самых общих представлений о повышении эффективности классификации ПРЦ за счет комплексирования данных от разных средств наблюдения рассмотрим зависимость вероятности правильного распознавания (ВПР) всей системы в целом (P_e) от ВПР одного СН (P_p) при разном количестве источников информации L . В частности, на рис. 4.12 приведена названная зависимость для алгоритма простого голосования. Из рисунка следует, что для получения итоговой вероятности $P_e > 0,9$ при наличии 6 независимых средств наблюдения частная вероятность правильной классификации каждым СН должна быть не менее 0,7. (Вывод соответствующей методики расчета приведен в Приложении).

В некоторых случаях процедуры простого голосования снижают итоговую ВПР. Так, например, при объединении трех СН, из которых два имеют ВПР, равную 0,4, а один – 0,9 при простом голосовании $P_{\text{г}} < 0,7$, а при взвешенном больше 0,9.

Конкретный пример применения алгоритма коллективного распознавания рассмотрим для ситуации объединения данных радиолокационной и радиотехнической разведки. Предположим, что классификатор располагает следующими источниками информации.

1. Станция РТР, определяющая класс ПРЦ по параметрам частотной модуляции принимаемого сигнала, вызванной килевой и бортовой качками ПРЦ при использовании электронной стабилизации луча РЛС.

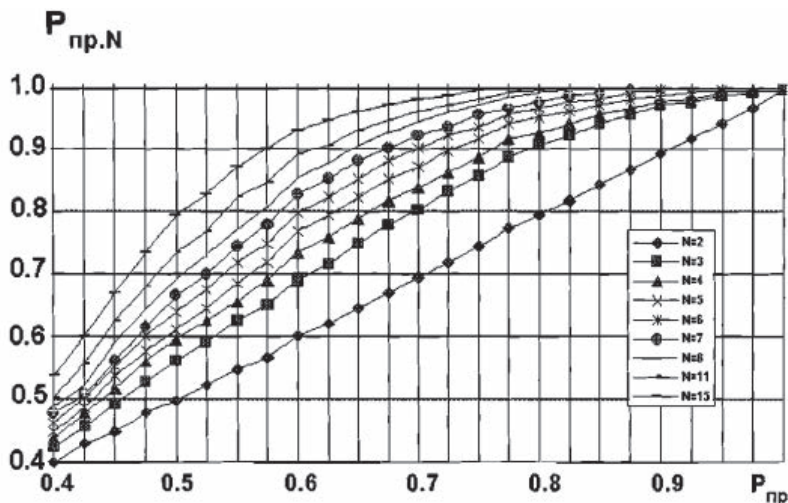


Рис. 4.11. Зависимости вероятности правильного распознавания при простом голосовании от вероятности правильного распознавания при принятии решения по одному наблюдению

2. РЛС с синтезированной апертурой, определяющая класс ПРЦ по его радиолокационному изображению. Причем сведения о классе ПРЦ, формируемые РСА могут быть получены неоднократно на разных витках орбиты носителя РСА. Эти сведения считаются статистически независимыми.

Эффективность каждого СН оценивается матрицей вероятностей правильных и ошибочных решений.

$$P = \begin{pmatrix} P_{A/A} & P_{K/A} & P_{\Theta/A} \\ P_{A/K} & P_{K/K} & P_{\Theta/K} \\ P_{A/\Theta} & P_{K/\Theta} & P_{\Theta/\Theta} \end{pmatrix}.$$

Цифровое моделирование алгоритма классификации по данным средств РТР [7], для одной из возможных практических ситуаций, позволило получить следующую матрицу:

$$P = \begin{pmatrix} 0,88 & 0,12 & 0,0 \\ 0,15 & 0,78 & 0,07 \\ 0,0 & 0,28 & 0,72 \end{pmatrix}.$$

Для второго из используемых средств наблюдения – РСА. Выделим две типовых ситуации, исследованных методом статистического моделирования при использовании в качестве прототипа тактико-технических характеристик космического аппарата SEASAT. При высокой эффективности (отношение сигнал/шум на выходе линейной части приемника составляет величину порядка 20 дБ) оценка матрицы вероятностей правильной и ошибочной классификации была получена в следующем виде:

$$P_2^{(1)} = \begin{pmatrix} 0,95 & 0,04 & 0,01 \\ 0,03 & 0,85 & 0,12 \\ 0,00 & 0,09 & 0,91 \end{pmatrix}.$$

При низком отношении сигнал/шум (порядка 14 дБ) оценка матрицы имеет вид:

$$P_2^{(2)} = \begin{pmatrix} 0,65 & 0,22 & 0,13 \\ 0,18 & 0,49 & 0,33 \\ 0,10 & 0,27 & 0,63 \end{pmatrix}.$$

Используя приведенные данные о достоверности различных СН моделировались разные ситуации коллективного распознавания. Предполагалось, что от каждого источника поступает информация о номере выбранного класса. Сравнивались, два правила принятия

решения: простое голосование и взвешенное суммирование, причем при взвешенном суммировании матрицы вероятностей, описывающие эффективность различных средств наблюдения, предполагались известными. Результаты моделирования сведены в табл. 3.2. В первом ее столбце приведены обозначения матриц, вероятностей используемых источников. Цифра перед матрицей указывает на число независимых СН (при моделировании изменялось количество решений, принимаемых на основе РСА).

Из анализа результатов моделирования можно сделать следующие выводы. Если имеются два источника информации с разными матрицами вероятностей верных и ошибочных решений, то при простом голосовании итоговая матрица оказывается «средней» между исходными матрицами. При взвешенном суммировании итоговая матрица будет, по крайней мере, не хуже, чем любая из исходных. При простом голосовании вероятность ошибки с ростом числа «плохих» источников информации может даже увеличиваться, если в коллективе распознающих автоматов наряду с источником, обладающим высокой достоверностью, присутствуют «плохие» СН, имеющие низкую эффективность классификации.

Правило взвешенного суммирования при тех же условиях обеспечивает гарантированный выигрыш по отношению к самому «хорошему» средству наблюдения, используемому вне коллектива решающих правил. Платой за такой выигрыш является априорное знание достоверности классификации ПРЦ каждым средством наблюдения.

Названные сведения не могут быть получены иначе, чем в результате оценки эффективности каждого классификатора либо по рабочим, либо экспериментальным, либо моделируемым выборкам наблюдаемых данных.

4.6. Методика расчета вероятности правильного распознавания при объединении решений отдельных СН методом простого голосования

Рассмотрим задачу расчета матрицы вероятностей правильных и ошибочных решений при условии, что частные решения выносятся одинаковыми средствами наблюдения методом простого голосования. Число объединяемых решений P . Априорные вероятности P_j наблюдения каждого типа ПРЦ известны. Число классов, как и в предыдущих случаях, равно трем. Предположим, что в пользу j -го класса

принято n_j частных решений. Общее число объединяемых решений — N . Тогда вероятность возникновения конкретной ситуации совмещения n_1, n_2 и $n_3 = N - (n_1 + n_2)$ частных решений при наблюдении цели 1-го класса равна

$$C_N^{n_1} C_{N-n_1}^{n_2} P_{1j}^{n_1} P_{2j}^{n_2} P_{3j}^{N-n_1-n_2}.$$

Следует заметить, что при использовании простого голосования могут возникнуть конфликтные ситуации, когда справедливо одно из следующих условий

$$\begin{aligned} n_1 &= n_2 > n_3; \\ n_1 &= n_3 > n_2; \\ n_2 &= n_3 > n_1 \end{aligned} \quad (4.6.1)$$

или
$$n_1 = n_2 = n_3 = N/3. \quad (4.6.2)$$

Предположим, что разрешение конфликтных ситуаций производится случайным образом. При этом в ситуациях (4.7.1) конфликт между j -м и r -м классами разрешается в пользу j -го класса с вероятностями $P_{k2}(j/r)$, которые представлены в виде матрицы:

$$P_{k2} = \begin{pmatrix} 0 & P_{k2}(1/2) & P_{k2}(1/3) \\ P_{k2}(2/1) & 0 & P_{k2}(2/3) \\ P_{k2}(3/1) & P_{k2}(3/2) & 0 \end{pmatrix}$$

для элементов которой справедливо условие

$$P_{k2}(j/r) + P_{k2}(r/j) = 1 \text{ при } j \neq r.$$

Конфликтные ситуации типа (3.7.1) с вероятностью $P_{k3}(j)$ разрешаются в пользу j -го класса. При этом справедливо равенство

$$P_{k3}(1) + P_{k3}(2) + P_{k3}(3) = 1.$$

Используя введенные предположения, для вероятности вынесения итогового решения в пользу j -го класса при наблюдении цели i -го класса можно воспользоваться выражением:

$$P_N(j/i) = \sum_{n_j=0}^N \sum_{n_r=0}^{N-n_j} C_N^{n_j} C_{N-n_j}^{n_r} P_{ji}^{n_j} P_{ri}^{n_r} P_{qi}^{N-n_j-n_r} \times A(N, n_j, n_r),$$

где $r \neq j, r \neq q, q \neq j$.

Таблица 4.2

Комбинация СН	Простое голосование	Взвешенное суммирование
$P_1, 1P_2^{(1)}$	0,91 0,08 0,01	0,95 0,05 0,00
	0,09 0,82 0,09	0,03 0,81 0,16
	0,00 0,18 0,82	0,00 0,03 0,97
$P_1, 2P_2^{(1)}$	0,99 0,01 0,00	0,99 0,01 0,00
	0,02 0,94 0,04	0,01 0,95 0,03
	0,00 0,05 0,95	0,00 0,05 0,95
$P_1, 6P_2^{(2)}$	0,91 0,07 0,02	0,94 0,06 0,00
	0,07 0,72 0,21	0,05 0,82 0,13
	0,01 0,14 0,85	0,00 0,13 0,87
$P_1, 10P_2^{(2)}$	0,94 0,05 0,01	0,97 0,03 0,00
	0,05 0,75 0,20	0,04 0,89 0,07
	0,00 0,10 0,90	0,00 0,13 0,87
$P_1, 14P_2^{(2)}$	0,98 0,02 0,00	0,98 0,02 0,00
	0,03 0,78 0,19	0,02 0,91 0,07
	0,00 0,06 0,94	0,00 0,07 0,93

Коэффициент $A(N, n_j, n_r)$ принимает следующие значения:

$$A(N, n_j, n_r) = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \text{если } n_j < n_r \text{ или } n_j < \frac{N-n_r}{2} \\ 1 & \text{если } n_j > n_r \text{ и } n_j > \frac{(N-n_r)}{2} \\ P_{k2} \left(\frac{j}{r} \right) & \text{если } n_j = n_r \text{ и } n_j > \frac{N}{3} \\ P_{k2} \left(\frac{j}{q} \right) & \text{если } n_j = \frac{N-n_r}{2} \text{ и } n_j > n_r \\ P_{k3} (j) & \text{если } n_j = n_r = \frac{N}{3} \end{array} \right\}.$$

Вероятность правильного распознавания ПРЦ на основе частных решений определяется в соответствии с выражением

$$P_{\text{пр.}N} = \sum_{i=1}^3 P_i P_N (1/i).$$

4.7. Литература к главе 4

1. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции: в 3 т. / Г. Ван Трис. М.: Сов. радио, 1972. т. 1. 744 с.
2. Растригин Л.А. Метод коллективного распознавания / Л.А. Растригин, Р.Х. Эринштейн. М.: Энергоиздат, 1981. 80 с.
3. Корн Г. Справочник по математике для научных работников и инженеров / Г. Корн, Т. Корн. М.: Наука, 1977. 832 с.
4. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции. В 3 т. Т. 3. / Г. Ван Трис. М.: Сов. радио. 1977. т. 3. 664 с.
5. Террайн Ч.У. Алгоритмы анализа изображений, основанные на статистических моделях / Ч.У. Террайн, Т.Ф. Куатъери, Д.Е. Даржон. ТИИЭР. 1986. т. 72. № 4. С. 4-26.
6. Доросинский Л.Г. Использование граничных соотношений Кайлата для оценки эффективности классификации сигналов. 24-я Международная Крымская конференция «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии», Севастополь, 7–13 сентября 2014 г.
7. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА, формируемых в РСА монография — М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2017. — 212 с.
8. Доросинский Л.Г., Трухин М.П. Приём и обработка сигналов от сложных целей: монография. — М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2018. — 264 с.

5. КЛАССИФИКАЦИЯ ПРЦ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ (НС)

5.1. Нейронные сети и их применение в задачах распознавания РЛИ

Одним из перспективных инструментов решения задачи классификации РЛИ являются нейронные сети [1, 2], основой которых может многослойный персептрон (рис. 5.1). Применение названного инструмента проблематично из-за того, что РЛИ имеют большую размерность и требуется большой объём тренировочной выборки.

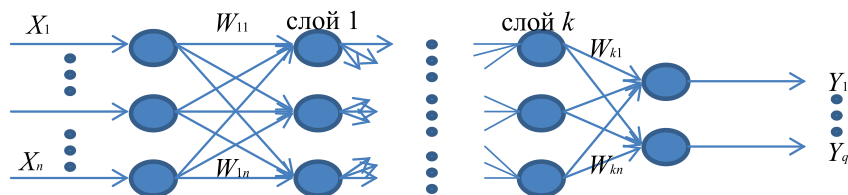


Рис. 5.1. Многослойный персептрон

5.1.1. Персептрон

Для обучения персептрона обычно предъявляется последовательность РЛИ, в которую входят представители каждого из классов, подлежащих различению. Правильный выбор запоминается. После предъявления контрольных РЛИ определяется вероятность правильного решения для каждого класса.

5.1.2. Многослойные нейронные сети

Архитектура многослойной нейронной сети (МНС) состоит из последовательно соединённых слоёв, где нейрон каждого слоя своими входами связан со всеми нейронами предыдущего слоя, а выходами — следующего. НС с двумя решающими слоями может с любой точностью аппроксимировать любую многомерную функцию. Обучаются МНС при помощи алгоритма обратного распространения ошибки, являющегося методом градиентного спуска в пространстве весов с целью минимизации суммарной ошибки сети. При этом ошибки (точнее

величины коррекции весов) распространяются в обратном направлении от входов к выходам, сквозь веса, соединяющие нейроны.

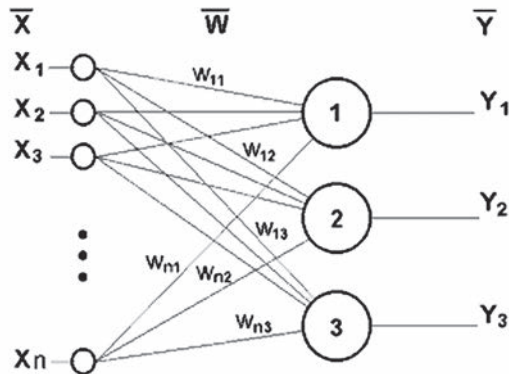


Рис. 5.2. Персептрон

МНС так же используется для непосредственной классификации РЛИ — на вход подаётся или само изображение в каком-либо виде, или набор ранее извлечённых ключевых характеристик изображения, на выходе нейрон с максимальной активностью указывает принадлежность к распознанному классу (рис. 5.3).

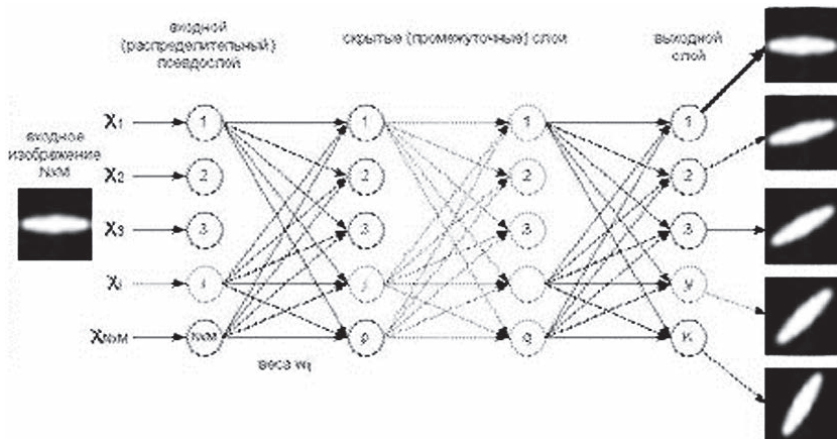


Рис. 5.3. Многослойная нейронная сеть для классификации изображений

В классической МНС межслойные нейронные соединения полностью, и изображение представлено в виде одномерного вектора, хотя оно двумерно. Архитектура свёрточной НС направлена на преодоление этих недостатков. В ней использовались локальные рецепторные поля, общие веса и иерархическая организация с пространственными подвыборками.

5.1.3. Сверточная нейронная сеть

Свёрточная НС (СНС) обеспечивает частичную устойчивость к изменениям масштаба, смещениям, поворотам, искажениям. Архитектура СНС состоит из многих слоёв, каждый из которых имеет несколько плоскостей, причём нейроны следующего слоя связаны только с небольшим числом нейронов предыдущего слоя из окрестности локальной области (как в зрительной коре человека). Веса в каждой точке одной плоскости одинаковы (свёрточные слои). За свёрточным слоем следует слой, уменьшающий его размерность путём локального усреднения. Затем опять реализуется свёрточный слой, и так далее. Таким образом, достигается иерархическая организация. Более поздние слои извлекают более общие характеристики, меньше зависящие от искажений изображения. Обучается СНС стандартным методом обратного распространения ошибки.

Сверточная нейронная сеть представляет собой особый класс НС, наилучшим образом подходящий для интеллектуальной обработки визуальных данных. Идея сверточных нейронных сетей заключается в чередовании сверточных слоев (C-layers), субдискретизирующих слоев (S-layers) и наличии полносвязных (F-layers) слоев на выходе. Они объединяют в себе три архитектурных идеи для достижения инвариантности к сдвигу и искажению исходных РЛИ

Концепция разделяемых весов предполагает, что для большого количества связей используется очень небольшой набор весов.

Типичная структура сверточной нейронной сети представлена на рис. 5.4.

5.1.4. Способ нейросетевой реализации метода анализа главных компонент

Суть метода анализа главных компонент заключается в получении максимально декоррелированных коэффициентов, характеризующих входные образы. Эти коэффициенты называются главными компонентами и используются для статистического сжатия

изображений, в котором небольшое число коэффициентов используется для представления всего образа. НС с одним скрытым слоем, обученная по методу обратного распространения ошибки восстанавливать на выходе изображение, поданное на вход, формирует на выходе скрытых нейронов коэффициенты первых N главных компонент, которые и используются для сравнения.

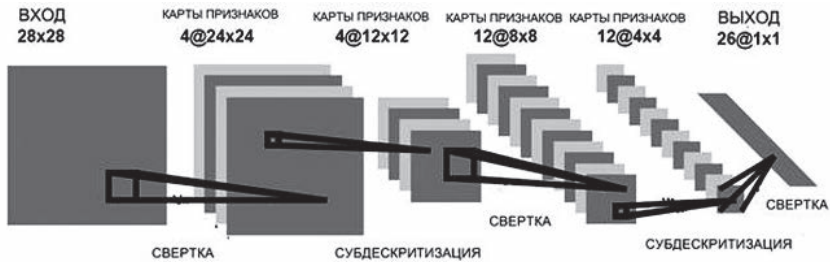


Рис. 5.4. Сверточная нейронная сеть

5.1.5. Нейронные сети высокого порядка

Нейронные сети высокого порядка (НСВП) отличаются от МНС тем, что у них только один слой, но на входы нейронов поступают так же термы высокого порядка, являющиеся произведением двух или более компонент входного вектора. Такие сети так же могут формировать сложные разделяющие поверхности. Особенность такой сети заключается в том, что для обучения некоторому классу достаточно предъявить его образ без вариаций масштабов и поворотов — после обучения сеть будет распознавать известные классы инвариантно к масштабу и поворотам.

5.1.6. Нейронные сети Хопфилда

НС Хопфилда (НСХ) является однослойной и полносвязной (связи нейронов на самих себя отсутствуют), её выходы связаны со входами. В отличие от МНС, НСХ является релаксационной — т.е. будучи установленной в начальное состояние, функционирует до тех пор, пока не достигнет стабильного состояния, которое и будет являться её выходным значением. НСХ применяются в качестве ассоциативной памяти и для решения оптимизационных задач. В первом случае НСХ обучается без учителя (например, по правилу Хебба),

во втором случае веса между нейронами изначально кодируют решаемую задачу. НСХ бывают синхронными, когда одновременно пересчитываются все нейроны и асинхронными, когда пересчитывается случайно выбранный нейрон. Для исследования динамики функционирования НСХ используются методы Ляпунова. Показано, что асинхронная НСХ всегда сходится к устойчивым точкам, а аттракторами синхронной НСХ являются устойчивые стационарные точки и предельные циклы длины два.

Применение НСХ в качестве ассоциативной памяти позволяет точно восстанавливать РЛИ, которым сеть обучена, при подаче на вход искажённого образа. При этом сеть «вспомнит» наиболее близкий (в смысле локального минимума энергии) образ, и таким образом распознает его.

5.1.7. Самоорганизующиеся нейронные сети Кохонена

Самоорганизующиеся нейронные сети Кохонена (СНСК) обеспечивают топологическое упорядочивание входного пространства образов. Они позволяют топологически непрерывно отображать входное n -мерное пространство в выходное m -мерное. Такое преобразование обеспечило частичную устойчивость к изменению освещения, смещениям и искажениям, избавило от необходимости предварительной обработки изображения (преимущество — ускорение работы), а так же значительно ускорило процесс обучения и классификации, делая эту систему применимой в реальном времени (использовалась для распознавания лиц). Отмечено так же небольшое преимущество СКК перед методом анализа главных компонент, которое заключалось в более высокой точности последующей классификации на основе данных уменьшенной размерности.

5.1.8. Нейронная сеть с радиально-базисной функцией

Нейронная сеть с радиально-базисной функцией (НСРБФ) является дальнейшим развитием НС Кохонена, в которой после конкурентного слоя добавлен ещё один слой, обучаемый по методу обратного распространения. В отличие от НС Кохонена в НСРБФ выходами нейронов конкурентного слоя являются значения функции Гаусса с нормальным законом распределения, и обнуление не победивших нейронов не требуется. Ширина радиально-базисной функции характеризует расстояние между центром кластера, который образуется каждым нейронным элементом и его ближайшими соседями.

5.1.9. Когнитрон

Когнитрон своей архитектурой похож на строение зрительной коры, имеет иерархическую многослойную организацию, в которой нейроны между слоями связаны только локально. Обучается с помощью конкурентного обучения (без учителя). Каждый слой реализует различные уровни обобщения; входной слой чувствителен к простым образам, таким, как линии, и их ориентации в определенных областях визуальной области, в то время как реакция других слоев является более сложной, абстрактной и независимой от позиции образа.

5.1.10. Неокогнитрон

Неокогнитрон более точно отражает строение зрительной системы, позволяет распознавать образы независимо от их преобразований, вращений, искажений и изменений масштаба. Неокогнитрон может как самообучаться, так и обучаться с учителем. Неокогнитрон получает на входе двумерные образы, аналогичные изображениям на сетчатой оболочке глаза, и обрабатывает их в последующих слоях аналогично тому, как это было обнаружено в зрительной коре человека. Конечно, в неокогнитроне нет ничего, ограничивающего его использование только для обработки визуальных данных, он достаточно универсален и может найти широкое применение как обобщенная система распознавания образов.

В зрительной коре были обнаружены узлы, реагирующие на такие элементы, как линии и углы определенной ориентации. На более высоких уровнях узлы реагируют на более сложные и абстрактные образы такие, как окружности, треугольники и прямоугольники. На еще более высоких уровнях степень абстракции возрастает до тех пор, пока не определяются узлы, реагирующие на образ ПРЦ и сложные формы. В общем случае узлы на более высоких уровнях получают вход от группы низкочастотных узлов и, следовательно, реагируют на более широкую область визуального поля. Реакции узлов более высокого уровня менее зависят от позиции и более устойчивы к искажениям.

Когнитрон является мощным средством распознавания изображений, однако требует высоких вычислительных затрат, которые на сегодняшний день недостижимы.

5.1.11. Смешанный метод

Подход основан на использовании сети встречного распространения. В качестве исходных данных рассматриваются растровые изображения, задаваемые матрицами, значения элементов которых соответствуют пикселям изображения. Распознаваемые изображения по отношению к эталонным подвергались зашумлению с уровнем шума до 50 %, при этом шум задавался равномерным.

Для решения поставленной задачи предлагается следующая структура нейронной сети (рис. 5.5).

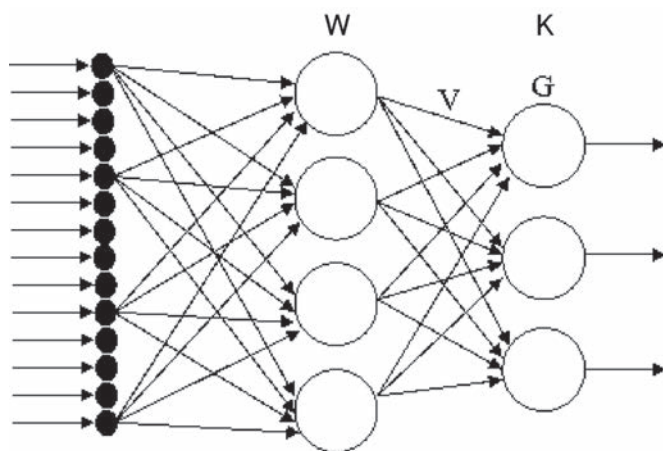


Рис. 5.5. Смешанная НС:

К – слой Кохонена, W – веса нейронов Кохонена, G – слой Гроссберга, V – веса нейронов Гроссберга. Промежуточный слой Кохонена используется с целью предобработки входных данных, что позволяет эффективно сократить размерность входного вектора и уменьшить тем самым погрешность обучения сети

Затем сеть обучается следующим образом. На вход сети подается один из элементов обучающего множества (при условии, что каждый элемент за один цикл обучения участвует один раз). Входные данные поступают на слой Кохонена. Слой Кохонена работает по принципу «победитель забирает все», т.е. только выигравший нейрон изменяет свои веса. Данные обработанные слоем Кохонена подаются на слой Гроссберга, веса которого изменяются. Таким образом, на сеть подаются все элементы обучающего множества, но подаются не один раз, так как количество циклов обучения задается пользователем.

5.1.12. Вероятностная нейронная сеть

В задачах классификации выходы сети можно интерпретировать как оценки вероятности того, что элемент принадлежит некоторому классу, и сеть фактически учится оценивать функцию плотности вероятности. Аналогичная полезная интерпретация может иметь место и в задачах регрессии — выход сети рассматривается как ожидаемое значение модели в данной точке пространства входов. Это ожидаемое значение связано с плотностью вероятности совместного распределения входных и выходных данных.

При решении задачи классификации можно оценить плотность вероятности для каждого класса, сравнить между собой вероятности принадлежности различным классам и выбрать наиболее вероятный. Другой подход к оценке плотности вероятности основан на ядерных оценках. Тот факт, что наблюдение расположено в данной точке пространства, свидетельствует о том, что в этой точке имеется некоторая плотность вероятности. Кластеры из близко лежащих точек указывают на то, что в этом месте плотность вероятности большая. Вблизи наблюдения имеется большее доверие к уровню плотности, а по мере отдаления от него доверие убывает и стремится к нулю (рис. 5.6).

5.1.13. Линейная сеть

В задаче классификации гиперплоскость размещается таким образом, чтобы она разделяла собой два класса (линейная дискриминантная функция); в задаче регрессии гиперплоскость должна проходить через заданные точки. Линейная модель обычно записывается с помощью матрицы $N \times N$ и вектора смещения размера N .

В задаче классификации гиперплоскость размещается таким образом, чтобы она разделяла собой два класса (линейная дискриминантная функция); в задаче регрессии гиперплоскость должна проходить через заданные точки. Линейная модель обычно записывается с помощью матрицы $N \times N$ и вектора смещения размера N .

На языке нейронных сетей линейная модель представляется сетью без промежуточных слоев, которая в выходном слое содержит только линейные элементы (то есть элементы с линейной функцией активации). Веса соответствуют элементам матрицы, а пороги — компонентам вектора смещения. Во время работы сеть фактически умножает вектор входов на матрицу весов, а затем к полученному вектору прибавляет вектор смещения.

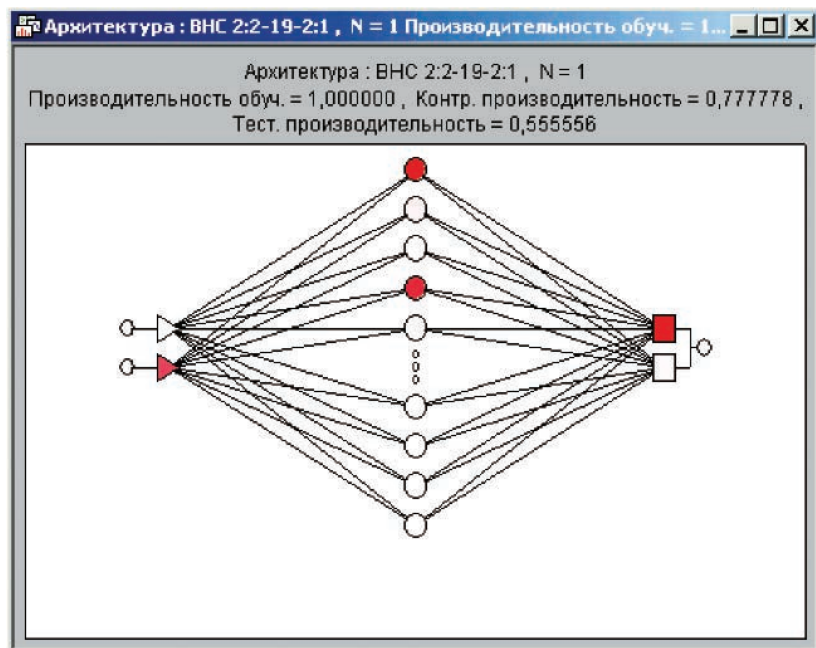


Рис. 5.6. Вероятностная нейронная сеть

Линейная сеть является хорошей точкой отсчета для оценки качества построенных Вами нейронных сетей. Может оказаться так, что задачу, считавшуюся очень сложной, можно успешно решить не только нейронной сетью, но и простым линейным методом. Если же в задаче не так много обучающих данных, то, вероятно, просто нет оснований использовать более сложные модели.

5.2. Сравнительный анализ нейронных сетей применительно к задаче классификации ПРЦ

Далее приведём результаты исследования процедуры классификации РЛИ нейронными сетями различной структуры [2, 3]: многослойный персептрон, радиальная базисная функция, вероятностная нейронная сеть, обобщенная регрессионная нейронная сеть, самоорганизующаяся карта Кохонена, линейная сеть, сеть главных компонент.

Для решения задачи классификации с помощью нейронной сети необходима обучающая выборка и выборка тестовых значений.

Для создания обучающей выборки был использован пакет MS Office. Было создано 12 картинок 7×7 (рис. 5.7), отображающих изображения трех разных классов ПРЦ (большой, средний и малый).

Большой (A1)

1	2	3	4	5	6	7
8	9	10	11	12	13	14
15	16	17	18	19	20	21
22	23	24	25	26	27	28
29	30	31	32	33	34	35
36	37	38	39	40	41	42
43	44	45	46	47	48	49

Средний (Б1)

1	2	3	4	5	6	7
8	9	10	11	12	13	14
15	16	17	18	19	20	21
22	23	24	25	26	27	28
29	30	31	32	33	34	35
36	37	38	39	40	41	42
43	44	45	46	47	48	49

Малый (B1)

1	2	3	4	5	6	7
8	9	10	11	12	13	14
15	16	17	18	19	20	21
22	23	24	25	26	27	28
29	30	31	32	33	34	35
36	37	38	39	40	41	42
43	44	45	46	47	48	49

Рис. 5.7. Классифицируемые изображения

Оставшиеся картинки повторяют приведённые РЛИ, но повернуты на 45 градусов по часовой стрелке.

В результате классификации подвергаются 12 образов входных сигналов (А1, А2, А3, А4, Б1, Б2, Б3, Б4, В1, В2, В3, В4), каждый из которых состоит из 49 переменных.

Для обучения нейронной сети были созданы последовательности обучающих изображений (по 100 для каждого класса, с нормальным распределением отдельных отсчётов. Математическое ожидание фона = 0, стандартное отклонение фона = 0,1. Математическое ожидание отсчёта изображения, отвечающего за элемент ПРЦ равен 1, стандартное отклонение = 0,1).

Для исследования поведение нейронных сетей различных типов при увеличении «зашумленности» исходных данных были созданы еще 3 выборки (со средним отклонением фона и рисунка 0,1; 0,2 и 0,3).

Результаты моделирования представлены в виде условных рисунков (рис. 5.8–5.11), наглядно демонстрирующих качество работы сети. Каждая «ступенька» на графиках означает номер класса. В случае безошибочной классификации (принятии правильного решения) ступенька остаётся плоской. Наличие ошибки демонстрируется скачком с той позиции, которая соответствует верному решению на ступеньку, которая соответствует принятому решению. При этом качество сети тем хуже, чем больше таких скачков (чем более густое изображение).

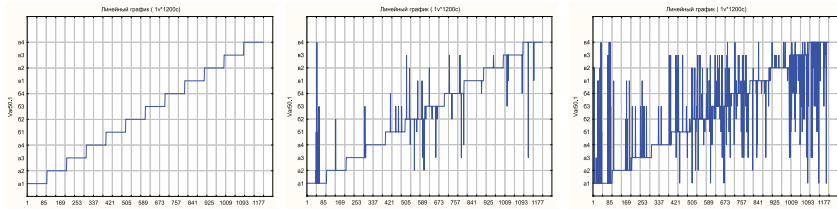
В результате исследований были выявлены две нейронные сети наиболее пригодные для решения задачи классификации: вероятностная нейронная сеть и линейная сеть.

5.3. Оценка ракурса с помощью нейронных сетей

Для обучения НС были сформированы 12 моделей различной конфигурации. Для получения обучающей выборки на каждую модель были наложены шумы (10 %) от яркости. В результате была создана обучающая выборка в 1200 изображений 12 различных классов (рис. 5.12, 5.13).

Многослойный перцептрон кросс энтропия

1 слой

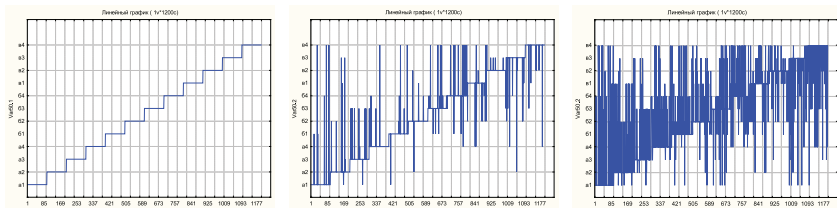


Ср. откл. 0,1 ошибка 0,00

Ср. откл. 0,2 ошибка 0,03

Ср. откл. 0,3 ошибка 0,17

2 слоя

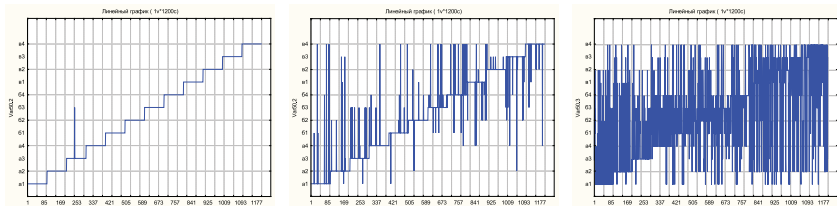


Ср. откл. 0,1 ошибка 0,00

Ср. откл. 0,2 ошибка 0,08

Ср. откл. 0,3 ошибка 0,34

3 слоя



Ср. откл. 0,1 ошибка 0,0125

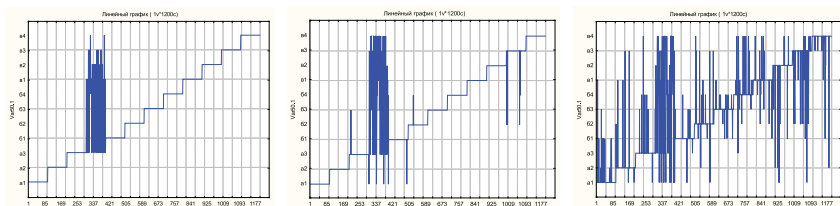
Ср. откл. 0,2 ошибка 0,25

Ср. откл. 0,3 ошибка 0,53

Рис. 5.8. Результаты моделирования НС

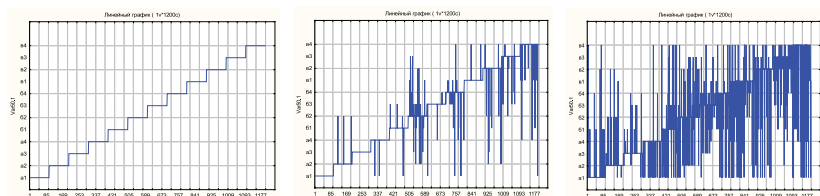
Многослойный персептрон: сумма квадратов

1 слой



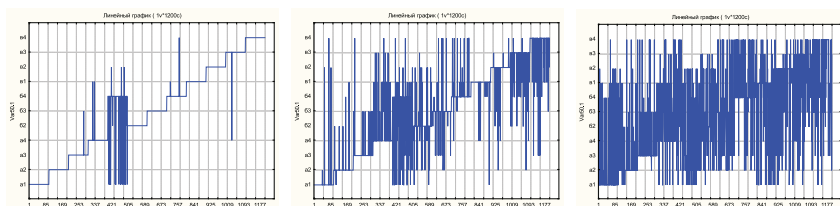
Ср. откл. 0,1 ошибка 0,002
Ср. откл. 0,2 ошибка 0,0175
Ср. откл. 0,3 ошибка 0,202

2 слоя



Ср. откл. 0,1 ошибка 0,00
Ср. откл. 0,2 ошибка 0,07
Ср. откл. 0,3 ошибка 0,32

3 слоя

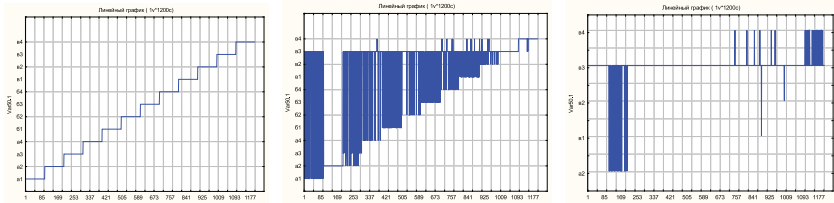


Ср. откл. 0,1 ошибка 0,088
Ср. откл. 0,2 ошибка 0,25
Ср. откл. 0,3 ошибка 0,53

Рис. 5.9. Результаты моделирования НС

Радиальная базисная функция – 2 функции классификации: энтропия и сумма квадратов

энтропия

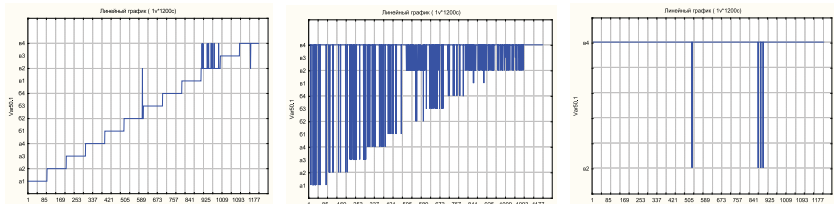


Ср. откл. 0,1 ошибка 0,00

Ср. откл. 0,2 ошибка 0,48

Ср. откл. 0,3 ошибка 0,86

сумма квадратов



Ср. откл. 0,1 ошибка 0,01

Ср. откл. 0,2 ошибка 0,81

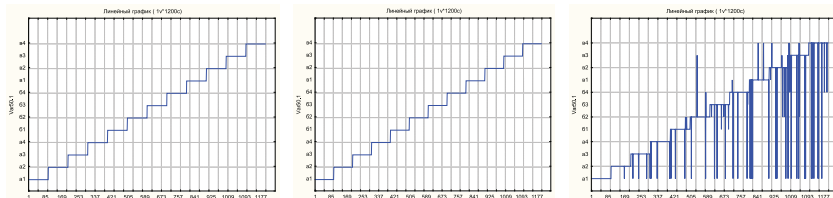
Ср. откл. 0,3 ошибка 0,91

Рис. 5.10. Результаты моделирования НС

После обучения нейронной сети НС предъявляются «рабочие РЛИ» и «обученная» нейронная сеть определяет меру «схожести» входного изображения с тем или иным классом (рис. 5.14).

Результаты показаны на рис. 5.15 а, б, в.

Вероятностная нейронная сеть —



Ср. откл. 0,1 ошибка 0,00
 Ср. откл. 0,2 ошибка 0,00
 Ср. откл. 0,3 ошибка 0,054

Линейная сеть —



Ср. откл. 0,1 ошибка 0,00
 Ср. откл. 0,2 ошибка 0,015
 Ср. откл. 0,3 ошибка 0,08

Рис. 5.11. Результаты моделирования НС

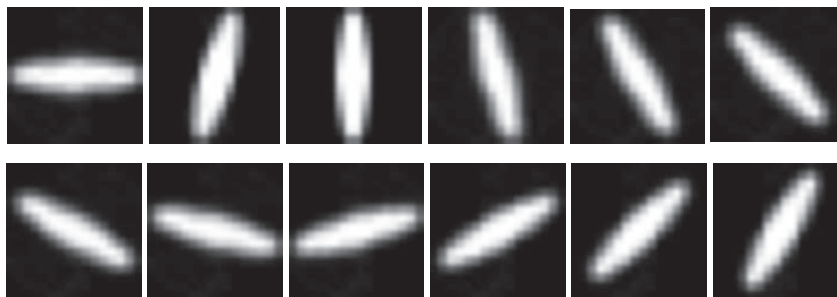


Рис. 5.12. Примеры РЛИ

Form1

Загрузка №1 Обучение №1 Загрузка №2 Обучение №2

☐ D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\00.bmp
☐ D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\15.bmp
☐ D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\30.bmp
☐ D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\45.bmp
☐ D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\60.bmp
☐ D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\75.bmp
☐ D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\90.bmp
☐ D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\105.bmp
☐ D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\120.bmp
☐ D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\135.bmp
☐ D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\150.bmp
☐ D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\165.bmp

Загрузка

Отклонение: 25

Рис. 5.13. Форма загрузки моделей для обучения

Form1

Загрузка №1 Обучение №1 Загрузка №2 Обучение №2

Обучение

Коэффициент обучения: 0,001

Коэффициент сигмoиды: 0,5

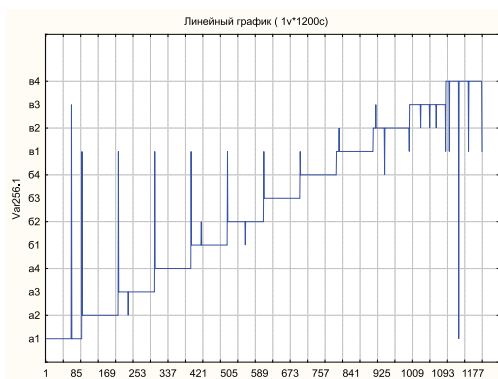
Проверка

Путь к изображениям:
D:\Новая папка\дом работа\Обучающие\105.bmp

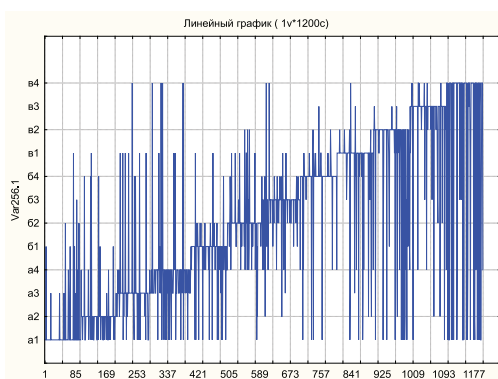
0,71 0,71 0,71 0,72 0,74 0,78 0,83 0,87 0,84 0,78 0,74 0,72

Рис. 5.14. Форма проверки результатов обучения НС

а



б



в

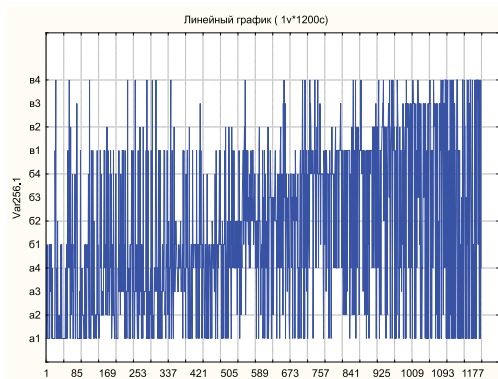


Рис. 5.15. а – среднее отклонение 10 %. ошибка 0,015;
б – отклонение 20 % ошибка 0,31; в – 30 %, 0,64

5.4. Классификация ПРЦ по интенсивности

Для постановки эксперимента были созданы 3 шаблона, представляющие ПРЦ с одинаковыми ракурсами, размерами и интегральной интенсивностью отражений, но различными распределениями интенсивности отражения по площади ПРЦ: «яркий слева», «яркий центр», «яркий справа» рис. 5.16).

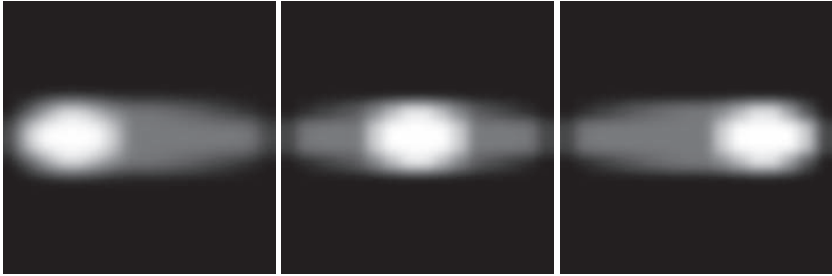


Рис. 5.16. Модели изображений ПРЦ

Для обучения нейронной сети на вход подается 3 РЛИ (по 10 каждого варианта распределения интенсивности).

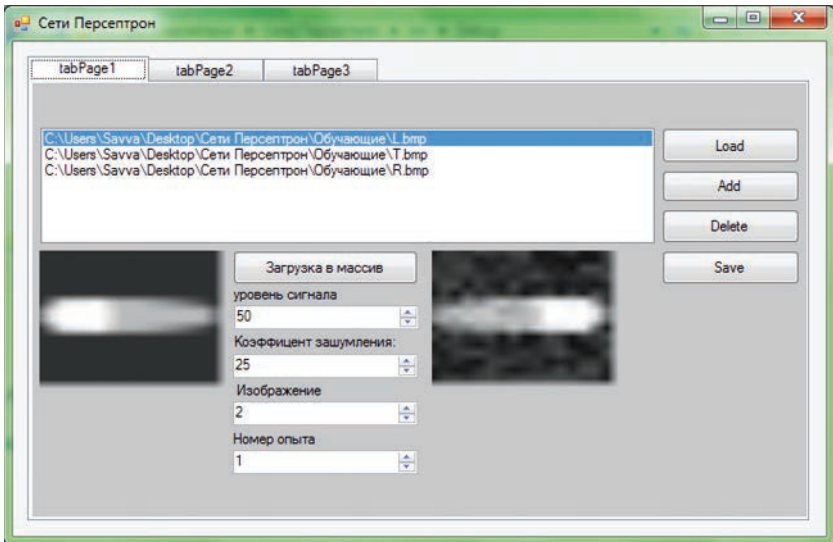


Рис. 5.17. Рабочее окно программы моделирования

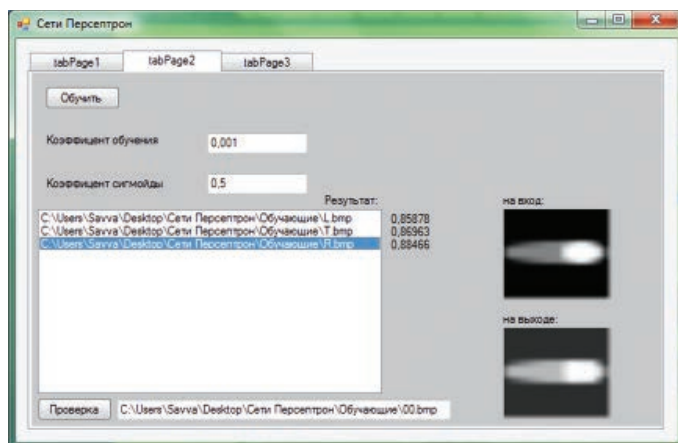


Рис. 5.18. Рабочее окно программы моделирования

При последовательном предъявлении обученной сети изображений моделей ПРЦ с различной интенсивностью (3 различных шаблона по 30 каждого типа) был получен график отклика нейронной сети могут быть получены количественные результаты для оценки вероятностей правильной и ошибочной классификаций. Соответствующие результаты приведены на рис. 5.19 и 5.20.

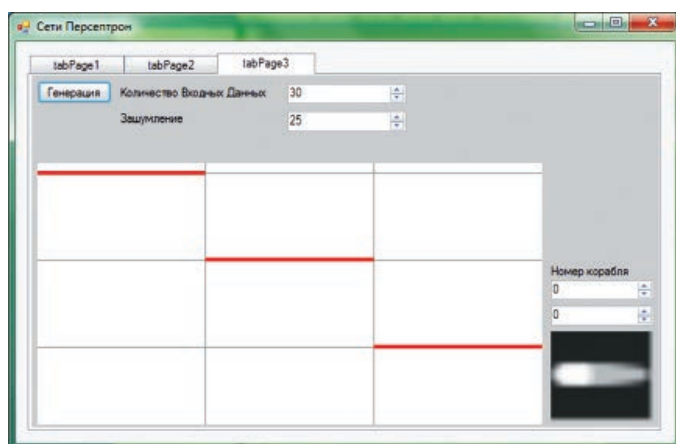


Рис. 5.19. Результаты работы нейронной сети при 10% зашумленности предъявляемых изображений

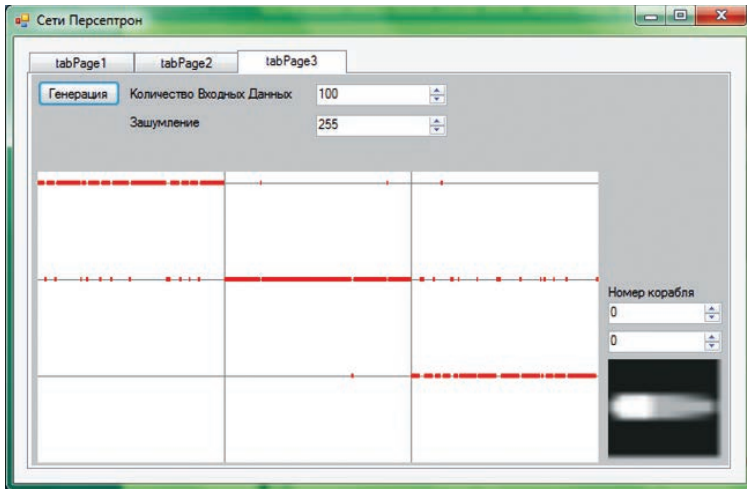


Рис. 5.20. Результаты работы нейронной сети при 100 % зашумленности предъявляемых изображений

5.5. Литература к главе 5

1. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечёткие множества. Пер. с польского И.Д. Рудинского. — Горячая линия — Телеком, 2006. 452 с.
2. Доросинский Л.Г. Основы теории принятия решений / Л.Г. Доросинский. — Екатеринбург: УрФУ, 2012. — 111 с.
3. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА. Издательский дом Академии естествознания, 2018.

6. СИНТЕЗ ОПТИМАЛЬНЫХ АЛГОРИТМОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ПРЦ

Распознаванию пространственно-распределённой цели (ПРЦ) по данным космического мониторинга, осуществляемого РЛС с синтезированной апертурой, должно предшествовать обнаружение названной цели. Распределённый многоточечный характер цели приводит к необходимости решения задачи оптимального синтеза алгоритма обнаружения, который оказывается чрезвычайно громоздким из-за необходимости перебора всех априори возможных ситуаций расположения названных точек и характеристик отражённых от них сигналов [1, 2, 7].

Кроме того, следует иметь в виду, что оптимальный обнаружитель должен иметь в своём составе блок апостериорного оценивания параметров ПРЦ [4].

6.1. Синтез оптимального алгоритма обнаружения ПРЦ при наличии в объеме разрешения не более одного элемента

Пусть выполнено условие попадания не более одного элемента ПРЦ в любой объем разрешения. Максимальное число обнаруживаемых элементов $M_{\text{макс}}$ ограничено количеством L интервалов разрешения по дальности в области наблюдения. Число возможных расположений наблюдаемого количества $M \leq M_{\text{макс}}$ элементов среди интервалов равно числу сочетаний из L по M , поэтому общее выражение принимает вид:

$$P(\bar{l}/\tau_0^k) = \sum_{q=1}^{\binom{L}{M}} P(\bar{l}_q/\tau_0^k) \delta(\bar{l} - \bar{l}_q). \quad (6.1.1)$$

В дальнейшем предполагается, что случайное число элементов за время наблюдения не изменяется.

Оптимальная процедура принятия решения о наличии или отсутствии ПРЦ заключается в сравнении с порогом усредненного отношения правдоподобия.

$$\Lambda(y) = < \Lambda(y/M, \tau_0^1, \dots, \tau_0^N, \bar{\tau}^1, \dots, \bar{\tau}^N) > M, \tau_0^1, \dots, \tau_0^N, \bar{\tau}^1, \dots, \bar{\tau}^N, \quad (6.1.2)$$

вычисляемого по всем существенным и несущественным параметрам отношения правдоподобия, записанного в предположении, что параметры фиксированы [5].

Для сигналов вида

$$y(t, \tau) = \operatorname{Re} \left\{ \sum_{i=1}^M \vartheta_i(t) \psi(\tau - \tau_i, 0) \right\} + n(t), \quad (6.1.3)$$

где $n(t)$ — белый шум.

С учетом предположения о статистической независимости флуктуаций элементов ПРЦ отношение правдоподобия при фиксированном положении известного числа M имеет вид:

$$\Lambda \left(y / M, \tau_0^1, \dots, \tau_0^N, \bar{\tau}^1, \dots, \bar{\tau}^N \right) = \prod_{k=1}^N \prod_{i=1}^M \Lambda \left(y / \tau_0^k \tau_i^k \right), \quad (6.1.4)$$

где τ_i^k — задержка сигнала, отраженного от i -го элемента в k -м периоде.

После несложных преобразований получим:

$$\begin{aligned} \Lambda(y) = \sum_{M=1}^{M_{\max}} P(M) \int \dots \int & \left\{ \prod_{k=1}^N \prod_{i=1}^M \Lambda \left(y / \tau_0^k \tau_i^k \right) P(\tau_0^1) \prod_{k=2}^N P \left(\tau_0^k / \tau_0^{k-1} \right) \right\} \times \\ & \times P \left(\bar{l} / \tau_0^k \right) P \left(\bar{\tau}^k / \bar{l} \tau_0^k \right) d\tau_0^1, \dots, d\tau_0^N. \end{aligned} \quad (6.1.2)$$

Далее предполагаем, что $P(\bar{l} / \tau_0^k)$ не зависит от τ_0^k , т.е.

$$P(\bar{l} / \tau_0^k) = P(\bar{l}). \quad (6.1.3)$$

Указанное предположение означает, что элементы в группе сохраняют взаимное положение в течение всего времени наблюдения. Такая ПРЦ называется дружно движущейся. Кроме того, будем считать положение задержки τ_i внутри интервала разрешения независимым от того, как расположены задержки других элементов ПРЦ в своих интервалах разрешения:

$$P \left(\bar{\tau}^k / \bar{l}, \tau_0^k \right) = \prod_{i=1}^M P \left(\tau_i^k / l_{q_i}, \tau_0^k \right). \quad (6.1.7)$$

При фиксированных величинах \bar{l} и τ_0^k область определения i -го сомножителя в выражении (6.1.7) представляет собой интервал $[\tau_0^k + l_{q_i} \delta\tau, \tau_0^k + (l_{q_i} + 1) \delta\tau]$. Тогда

$$B_{q_{ik}} \left(y / \tau_0^k \right) = \int_{\tau_0^k + l_{q_i} \delta\tau}^{\tau_0^k + (l_{q_i} + 1) \delta\tau} P \left(\tau_i^k / l_{q_i}, \tau_0^k \right) \Lambda \left(y / \tau_0^k \tau_i^k \right) d\tau_i^k. \quad (6.1.4)$$

Выражение (6.1.8) справедливо вследствие независимости принятых сигналов в соседних интервалах разрешения.

Если за время наблюдения (длительность пачки) дальность до ПРЦ не меняется ($\tau_0^1 \approx \tau_0^k$, $k = 1, N$) то выражение (6.1.5) существенно упрощается:

$$\Lambda(y) = \sum_{M=1}^{M_{\max}} P(M) \sum_{q=1}^{\binom{L}{M}} P(\vec{l}_q) \int_{\{\Delta\tau\}} P(\tau_0^1) \exp \left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N \ln B_{q_{ik}}(y/\tau_0^1) \right\} d\tau_0^1. \quad (6.1.5)$$

При записи формулы (6.1.9) использовано равенство:

$$\prod_{i=1}^M \Lambda_i = \exp \left\{ \sum_{i=1}^M \ln \Lambda_i \right\}. \quad (6.1.6)$$

Предположим, что вероятности каждого q -го сочетания одинаковы. Тогда алгоритм (6.1.9) станет более простым:

$$\Lambda(y) = \sum_{M=1}^{M_{\max}} \frac{P(M)}{\binom{L}{M}} \sum_{q=1}^{\binom{L}{M}} P(\tau_0^1) \exp \left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N \ln B_{q_{ik}}(y/\tau_0^1) \right\} d\tau_0^1. \quad (6.1.7)$$

Поскольку дальность до характерной точки ПРЦ известна, т. е.

$$P(\tau_0) = \delta(t - \tau_0^1), \quad (6.8)$$

то оптимальный алгоритм обнаружения примет вид:

$$\Lambda(y) = \sum_{M=1}^{M_{\max}} \frac{P(M)}{\binom{L}{M}} \sum_{q=1}^{\binom{L}{M}} \exp \left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N \ln B_{q_{ik}}(y) \right\}. \quad (6.1.9)$$

Впервые алгоритм (6.1.13) для частного случая был синтезирован в [3]. Структурная схема алгоритма (6.1.13) приведена на рис. 6.1. Она содержит M_{\max} каналов, $2^{M_{\max}}$ сумматоров и экспонирующих

устройств. В i -м канале имеется $\binom{L}{M} + 2$ сумматоров, $\binom{L}{M}$ экспонирующих устройств. На входы каждого из $\binom{L}{M}$ сумматоров сигналы

поступают в виде одной из $\binom{L}{M}$ комбинаций, которые могут иметь M сигналов среди L интервалов разрешения. При $M_{\max} \geq 8$ полученная расчётная схема нереализуема даже на специализированных ЭЦВМ. Она требует большой памяти и не может работать в реальном масштабе времени.

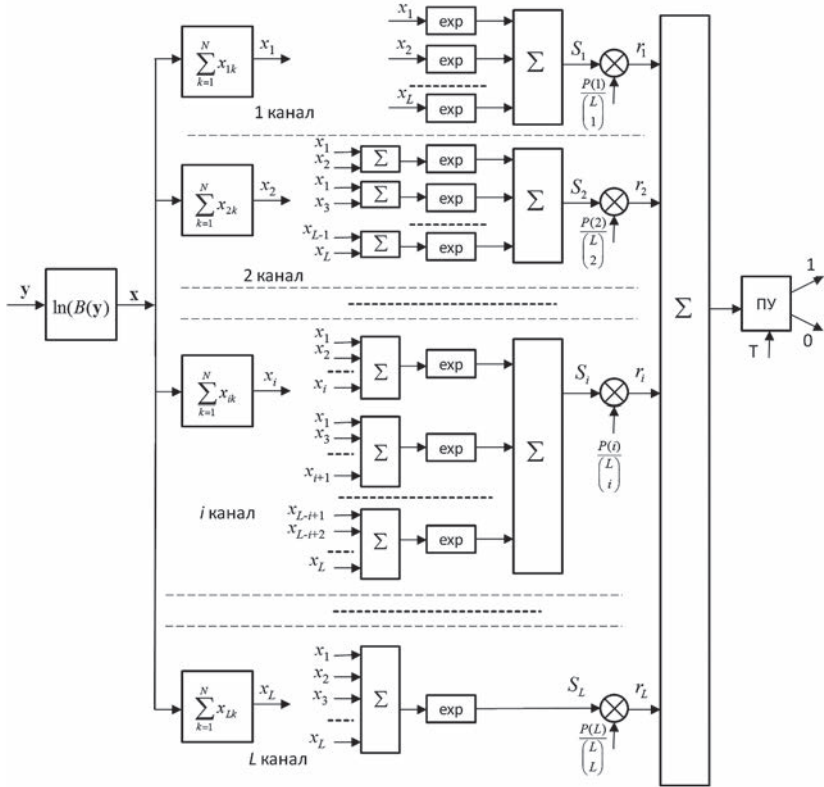


Рис. 6.1. Структурная схема оптимального алгоритма обнаружения многоэлементной ПРЦ с разрешаемыми элементами

Определим вид оптимального алгоритма обнаружения ПРЦ при условии, что каждый из элементов с вероятностью P_i , $\sum_{i=1}^L P_i = 1$ может

попасть в i -й интервал разрешения. Для некоторого $M \leq M_{\max}$ вероятности $P(\vec{l}_q)$ в (6.1.9) в этом случае равны

$$P(\vec{l}_q) = C_M^{-1} \prod_{i=1}^M P_{l_{q_i}}, \quad (6.1.10)$$

где нормирующий коэффициент

$$C_M = \frac{1}{M!} \sum_{\{\epsilon\}} \prod_{i=1}^M P_{l_i}, \quad \{\epsilon\} = \{1 \leq l_1 \leq \dots \leq l_M \leq L\}.$$

Очевидно, при $P_i = 1/L$, $i = \overline{1, L}$, вероятность отдельной комбинации

$$P(\vec{l}_q) = 1 / \binom{L}{M}.$$

Подставив (6.1.12) и (6.1.14) в выражение (6.1.9), получим оптимальный алгоритм обнаружения ПРЦ в более общем виде, чем выражение (6.1.13):

$$\begin{aligned} \Lambda(y) &= \sum_{M=1}^{M_{\max}} \frac{P(M)}{C_M} \sum_{q=1}^M \prod_{i=1}^M P_{l_{q_i}} \exp \left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N \ln B_{q_{ik}}(y) \right\} = \\ &= \sum_{M=1}^{M_{\max}} w(M) \sum_{q=1}^{\binom{L}{M}} \exp \left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N \ln B_{q_{ik}}(y) \right\}, \end{aligned} \quad (6.1.11)$$

где

$$w(M) = P(M) / C_M.$$

Структура оптимального алгоритма (6.1.15) по сравнению со структурой алгоритма (6.1.13) практически не изменилась. Здесь добавились лишь весовые множители у коэффициентов правдоподобия $B_{q_{ik}}(y)$. Число таких умножителей равно числу интервалов разрешения.

Предположим далее, что элементы ПРЦ расположены среди интервалов разрешения независимо от периода к периоду, т. е.

$$P(\vec{l} / \tau_0^k) = P(\vec{l}) \delta(\tau - \tau_0^k). \quad (6.1.16)$$

Далее получим оптимальный алгоритм обнаружения ПРЦ с независимым межпериодным расположением элементов

$$\Lambda(y) = \sum_{M=1}^{M_{\max}} \frac{P(M)}{\binom{L}{M}} \sum_{k=1}^N \sum_{q=1}^{\binom{L}{M}} \exp \left\{ \sum_{i=1}^M \ln B_{q_{ik}}(y) \right\}. \quad (6.1.12)$$

Структурная схема оптимального алгоритма (6.1.17) представлена на рис. 6.2. По количественному составу и сложности она сравнима со структурной схемой алгоритма (6.1.13).

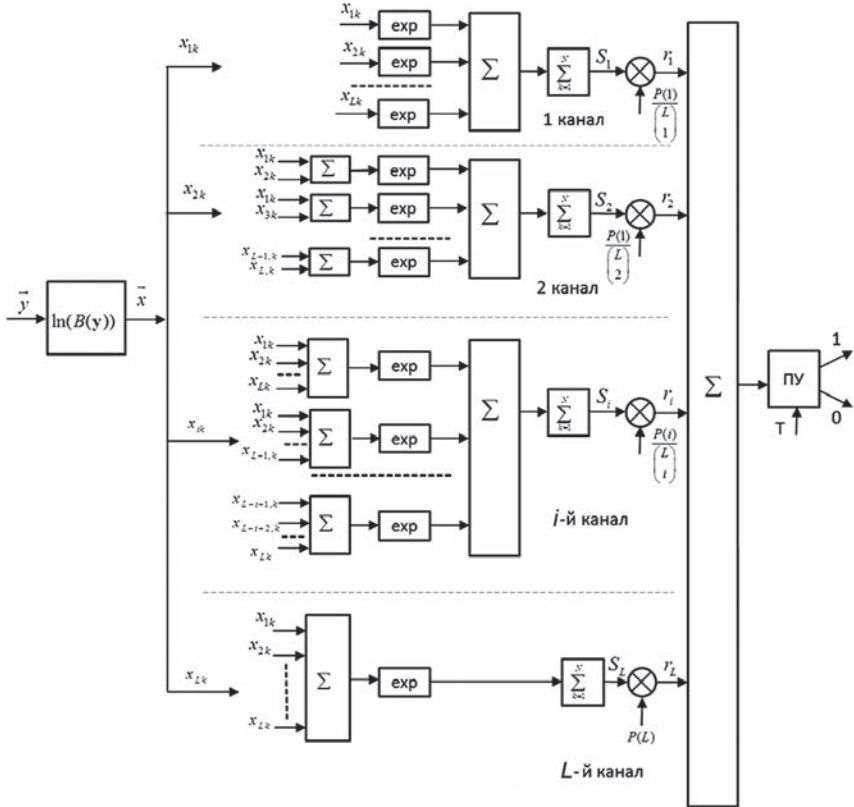


Рис. 6.2. Структурная схема оптимального алгоритма обнаружения хаотично движущейся ПБЦ с разрешаемыми элементами

Наряду с обнаружением практически всегда встает задача изменения параметров обнаруженного объекта. Блок-схема алгоритма оценивания представлена на рис. 6.3 в виде двух блоков: блока получения апостериорного распределения $P_{ps}(M)$ и блока оценки числа элементов. Информация на первый блок поступает с выхода умножителей в виде сигналов r_{MK} , $k = \overline{1, N}$, $M = \overline{1, M_{\max}}$. Апостериорная

функция распределения числа элементов $P_{ps,k}(M)$ после обработки сигналов k -го периода находится нормировкой величин r_{Mk} :

$$P_{ps,k}(M) = \frac{r_{Mk}}{\sum_{M=1}^{M_{\max}} r_{Mk}}, \quad k = \overline{1, N}. \quad (6.1.13)$$

Апостериорное распределение k -го периода является априорным распределением для следующего $(k+1)$ -го периода повторения. Во втором блоке на основании распределения находится оптимальная по некоторому критерию оценка числа элементов ПРЦ.

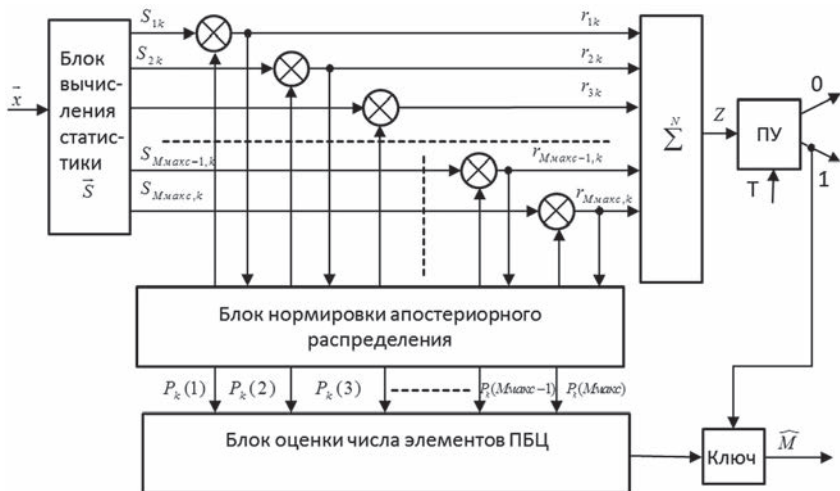


Рис. 6.3. Укрупненная схема одновременного обнаружения и оценивания числа элементов ПБЦ

Наиболее часто используемой оценкой является апостериорное среднее

$$\widehat{M}_N = \sum_{M=1}^{M_{\max}} M P_{ps,N}(M).$$

Если принимается решение об обнаружении ПРЦ, то ключ открывается и оценка \widehat{M}_N поступает на выход блока оценивания. Подобная связь между алгоритмами оценивания и обнаружения называется «сильной связью» и подробно исследована в [4].

Определение отношения правдоподобия $\ln B_{q_{ik}}(y)$ зависит от функций распределения случайных величин $y(\tau_{ik})$. При нормальном шуме сигнал с релейским законом флуктуаций амплитуды требует операции возведения в квадрат [6]:

$$\ln B_{q_{ik}}(y) = \frac{q}{2\sigma_0^2(1+g)} A^2(y/\tau_{ik}) - \ln(1+g), \quad (6.1.14)$$

где $A(y/\tau_{ik})$ – амплитуда огибающей при задержке τ_{ik} ;

g – отношение сигнал/шум по мощности на выходе линейной части приемника;

$2\sigma_c^2$ – мощность отраженного сигнала;

$2\sigma_0^2$ – дисперсия шума на входе приемника.

Логарифм отношения правдоподобия с райсовским распределением амплитуд задает более сложную нелинейную операцию – взятие логарифма модифицированной функции Бесселя нулевого порядка [6]:

$$\ln B_{q_{ik}}(y) = -\frac{a^2}{2} + \frac{A^2(y/\tau_{ik})}{2\sigma^2 b^2} + \ln I_0\left(\frac{aA(y/\tau_{ik})}{\sigma}\right) + \ln \frac{b^2}{1+b^2}, \quad (6.1.15)$$

где $b = \sigma_0/\sigma_c$; $a = a'/\sqrt{1+b^2}$ – величина уровня когерентной составляющей a' , в котором $2\sigma_c^2$ – мощность диффузной составляющей отраженного сигнала, $\sigma = \sigma_c\sqrt{1+b^2}$. Отношение сигнал/шум для райсовской модели равно:

$$g = \left[(a')^2/2 + 1 \right] / b^2 = \left[a^2(1+b^2) + 2 \right] / (2b^2). \quad (6.1.16)$$

Логарифм отношения правдоподобия для сигнала с m -распределением (5.25) имеет вид:

$$\begin{aligned} \ln B_{q_{ik}}(y) = & -\ln \Gamma(m) + m \ln(1+\rho) + \\ & + (m-1) \ln(A_n^2(y/\tau_{ik})) - \rho A_n^2(y/\tau_{ik}), \end{aligned} \quad (6.1.17)$$

$$\begin{cases} A_n(y/\tau_{ik}) = A(y/\tau_{ik})/\sigma; \\ \rho = \sigma_0^2 m / \sigma^2 - 1. \end{cases} \quad (6.1.18)$$

где

После подстановки (6.1.16) в выражение (6.1.13) получим оптимальный алгоритм обнаружения дружно движущейся ПРЦ с релейским распределением амплитуд

$$\Lambda(y) = \sum_{M=1}^{M_{\max}} w(M) \sum_{q=1}^{\binom{L}{M}} \exp \left\{ \frac{g}{1+g} \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N A_{ik}^2(y/\tau_{ik}) \right\}, \quad (6.1.19)$$

где $w(M) = \frac{P(M)}{\binom{L}{M} (1+g)^{MN}}$ – весовой коэффициент M -го канала;

$A_{ik}(y/\tau_{ik}) = A(y/\tau_{ik})/\sigma_0$ – нормированная амплитуда.

Введём обозначение результата накопления принятых за время наблюдения сигналов $x_i = \frac{g}{1+g} \sum_{k=1}^N A_{ik}^2$ и представим алгоритм (6.1.24) в более компактной записи:

$$\Lambda(y) = \sum_{M=1}^{M_{\max}} w(M) \sum_{q=1}^{\binom{L}{M}} \exp \left\{ \sum_{i=1}^M x_{q_i} \right\}. \quad (6.1.20)$$

Вычисления статистики обнаружения может производиться рекуррентно:

$$\begin{aligned} S_1^{(i+1)} &= S_1^{(i)} + \exp(x_{i+1}); \\ S_2^{(i+1)} &= S_2^{(i)} + \exp(x_{i+1}) S_1^{(i)}; \\ &\dots\dots\dots; \\ S_i^{(i+1)} &= S_i^{(i)} + \exp(x_{i+1}) S_{i-1}^{(i)}; \\ S_{i+1}^{(i+1)} &= \exp(x_{i+1}) S_i^{(i)}; \quad S_i^{(0)} = 0, \quad i = \overline{1, L}. \end{aligned} \quad (6.1.21)$$

Из (6.1.26) следует:

$$S_M^i = \sum_{q=1}^{\binom{L}{M}} \exp \left\{ \sum_{i=1}^M x_{q_i} \right\}, \quad i = \overline{1, L}, \quad M = \overline{1, L}. \quad (6.1.22)$$

Учитывая соотношение:

$$\Lambda(y) = \sum_{M=1}^{M_{\max}} w(M) S_M^{(L)}, \quad (6.1.23)$$

получим приведенную схему оптимального алгоритма (6.1.28), которая изображена на рис. 6.4. Как и в структурной схеме, изображённой

Модификация приведённой схемы реализована в виде, показанном на рис. 6.6.

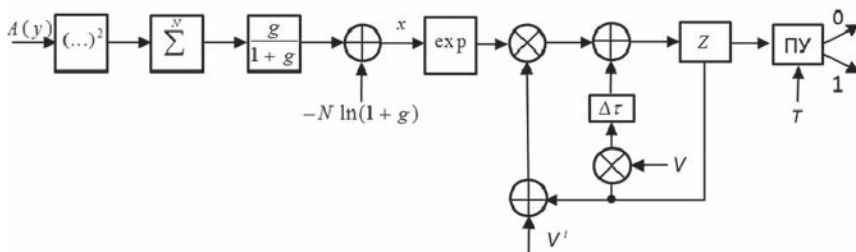


Рис. 6.6. Структура частной приведенной схемы

Структурные и приведенные схемы не претерпят изменений при использовании других моделей радиолокационных сигналов.

6.2. Реализация и анализ оптимальных алгоритмов обнаружения и оценивания

Рассмотрим примеры реализации оптимального алгоритма обнаружения и оценивания ПРЦ с релейевским распределением амплитуд. Вернемся к приведенной схеме оптимальной обработки сигналов при условии, когда в одном объеме разрешения может быть не более одной точечной цели. Текущий граф этой схемы для трех соседних интервалов разрешения показан на рис. 6.7. Горизонтальные стрелки соответствуют сложению, наклонные — умножению на $\exp(x_i)$. Массив чисел \bar{S} имеет переменную размерность, число его элементов равно числу принятых сигналов. Очевидно, максимальная размерность этого массива равна L — числу всех интервалов разрешения в области наблюдения. Реализация приведенной схемы, работающей согласно графу на рис. 6.7, требует L массивов различной размерности от 1 до L с общим объемом элементов $L(L+1)/2$.

Чтобы избежать использования таких объемов памяти, необходимо реализовать приведенную схему в другом, противоположенном описанному этим графом направлении. Вычисление элементов массива \bar{S} размерности L начинается с номера i , соответствующего номеру последнего интервала разрешения, «с конца» массива

(см. рис. 6.8, а). Каждый следующий элемент (его номер на единицу меньше, чем предыдущий), определяется по формуле

$$S_r = S_r + \exp(x_i)S_{r-1}, \quad i = \overline{1, L}. \quad (6.2.1)$$

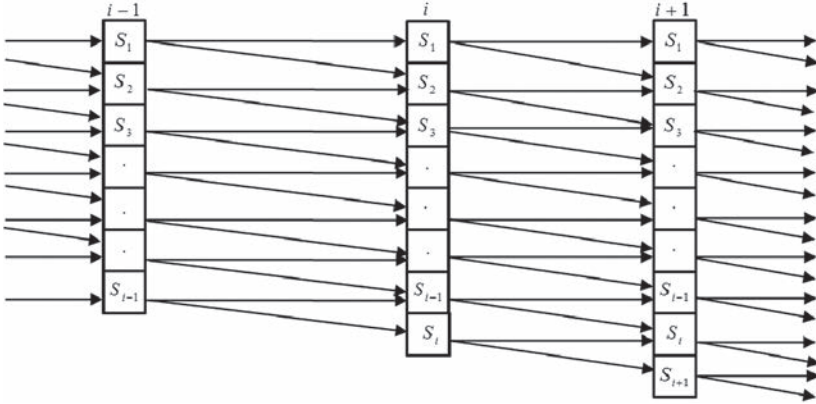


Рис. 6.7. Текущий граф приведенной схемы (6.26) при обработке сигналов от соседних объемов разрешения

На рис. 6.8, б последовательность вычислений элементов изображена жирной линией, а связи между ними — тонкими. Большие дуги соответствуют умножению на $\exp(x_i)$ и сложению, малые — простому сложению. Перед началом наблюдения массив \vec{S} обнуляется, $S_0 = 1$. Таким образом, для реализации приведенной схемы, кроме рабочей памяти, требуется L ячеек, то есть $\Pi_\Lambda = L$.

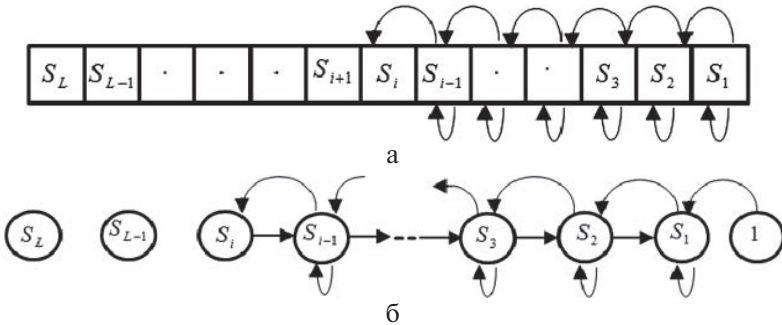


Рис. 6.8. Взаимные связи (а) и текущий граф (б) при реализации приведенной схемы с использованием одного массива

При анализе алгоритмов оценивания в качестве начальных («априорных») были выбраны четыре распределения ($L = 8$):

1. Равномерное распределение:

$$P_{a_1}(M) = 0,125.$$

2. Распределение для малоэлементной ПРЦ:

$$P_{a_2}(M) = 0,737 \left((9 - M)/8 \right)^9.$$

3. Распределение для многоэлементной ПРЦ:

$$P_{a_3}(M) = 0,737 \left(M/8 \right)^9.$$

4. Квазигауссовое распределение ПРЦ:

$$P_{a_4}(M) = 0,393 \left(-(M - 4,5)^2 / 2 \right).$$

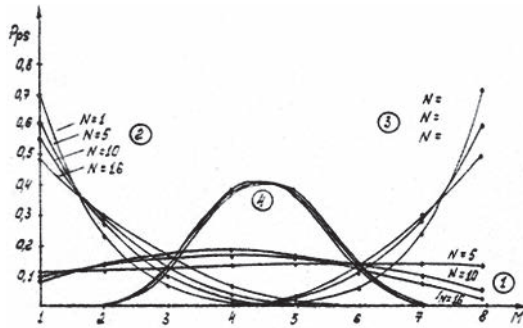
Было проведено исследование четырех характерных случаев количественного состава ПРЦ:

- а) $M = 1$;
- б) $M = 2$;
- в) $M = 4$;
- г) $M = 8$.

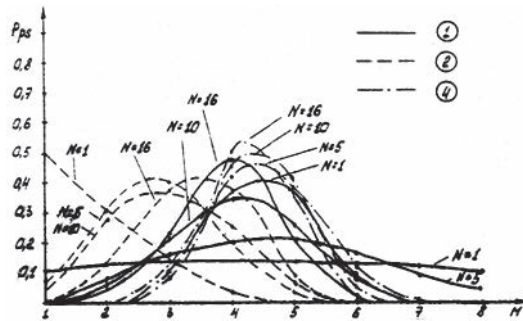
На рис. 6.9 показаны оценки распределений («апостериорные» распределения) числа элементов при обработке сигналов от ПРЦ, имеющей четыре элемента ($M = 4$). При отношении сигнал/шум $g = -3$ дБ (рис. 6.9, а) начальные распределения изменяются несущественно, оценка $P_{ps}(M)$ практически совпадает с $P_a(M)$ для $N = 1,16$. Если увеличить g в четыре раза ($g = +3$ дБ, рис. 6.9, б), то вид распределения $P_{ps}(M)$ с увеличением N изменяется уже существенно. Очень быстро стремится к действительному распределению

$$\left(P(M) = \begin{cases} 1, & M = 4 \\ 0, & M \neq 4 \end{cases} P_{ps}(M) \right)$$

при начальном равномерном распределении. Медленнее приближается $P_{ps}(M)$ к $P(M)$ при начальном квазигауссовом распределении. Оценки распределений $P_{ps}(M)$ при начальных втором и третьем, не показанном на рис. 6.9 распределениях, сходятся к действительному распределению значительно медленнее, чем при первом и втором.



а



б

Рис. 6.9. Оценки распределений при отношении сигнал/шум — 3дБ (а), +3 дБ (б)

Анализ оптимального алгоритма оценивания показал:

- 1) если отношение информационного расхождения ΔI_1 между истинным и априорным к информационному расхождению ΔI_2 между истинным и равномерным менее 0,10–0,15, то оценивание проводить не нужно, т. к. априорное практически совпадает с истинным;
- 2) если это отношение заключено в пределах от 0,15 до 1, то в качестве начального следует использовать априорное распределение;
- 3) если это отношение превышает единицу, то в качестве начального следует выбрать равномерное распределение.

На основании этого вывода предлагается следующий комбинированный алгоритм оценивания:

Шаг 1. Получить апостериорное распределение $P_{ps}(M)$ при начальном распределении, соответствующем априорному $P_a(M)$.

Шаг 2. Получить апостериорное распределение $P_{ps_2}(M)$ при начальном распределении, соответствующем равномерному $P_p(M) = 1/M_{\text{макс}}$.

Шаг 3. Вычислить информационные расхождения

$$\Delta I_1 = \sum_{M=1}^{M_{\text{макс}}} P_a(M) \ln \frac{P_a(M)}{P_{ps_1}(M)};$$

$$\Delta I_2 = \sum_{M=1}^{M_{\text{макс}}} P_p(M) \ln \frac{P_p(M)}{P_{ps_2}(M)} = \frac{1}{M_{\text{макс}}} \sum_{M=1}^{M_{\text{макс}}} \ln P_{ps_2}(M) + \frac{\ln M_{\text{макс}}}{M_{\text{макс}}}.$$

Шаг 4. Если $\Delta I_1 > \Delta I_2$, то в качестве окончательного апостериорного распределения принять $P_{ps_2}(M)$, в противном случае – $P_{ps_1}(M)$.

Более детальное моделирование оптимального алгоритма проводилось в среде системы MATLAB [10]. Была использована релейевская модель сигнала, принимаемого от элементов ПРЦ на фоне независимых шумов. Сама цель представляла собой двумерное образование с $L = 20 \times 20 = 400$ объёмами разрешения и с тремя сосредоточенными фрагментами, состоящими из $M = 16$ независимых элементов (рис. 6.10). Величина уровня принимаемого сигнала определялась групповым отношением сигнал/шум G , задаваемого для всех 16 элементов, распределённых по трём фрагментам. Следовательно, при $G = 20$ дБ (отношение сигнал/шум, равное 100 раз по мощности) отдельный элемент создавал на входе приёмника отраженный сигнал мощностью в $100/16 = 6,3$ раза больше мощности шума. Оценивание числа целей проводилось по критерию максимума правдоподобия (принималось априори равномерное распределение).

Результаты моделирования представлены на рис. 6.11. С целью более наглядного представления этих результатов на изображении яркостные показатели мощности от отдельных элементов разрешения нормированы к максимальной из них и затем квантованы на 10 уровней. Реализации изображений на рис. 6.11, а и в имеют большой разброс по уровням яркости, поэтому выглядят достаточно «бледно». После обработки 500 подобных реализаций оптимальным алгоритмом уровни сигнала и шума при $G = 10$ дБ различаются несущественно, но вполне отчётливо (рис. 6.11, б). Увеличение отношения сигнал/шум до 20 дБ (рис. 6.11, г) обеспечивает такой контраст, что шумовой фон после оптимальной обработки становится почти незаметным.

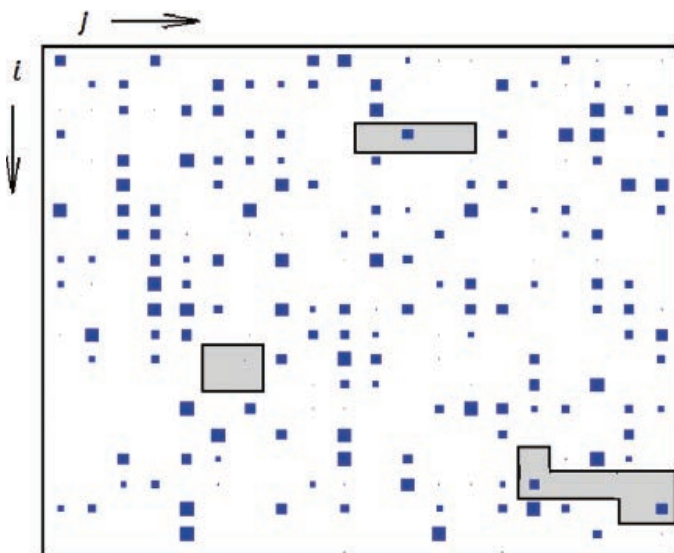


Рис. 6.10. «Зашумлённое» изображение ПРЦ с локальными фрагментами

Другой моделью изображения была выбрана совокупность $L = 121$ элементов разрешения, представленных в виде матрицы размером 11×11 элементов. В центре матрицы расположен двумерный объект — «чёрный квадрат» размером 5×5 элементов. Определялись параметры этого объекта (число элементов и координаты центра). Двумерное представление результата обработки представлено на рис. 6.24, а «геодезически» в виде 10 линий уровня яркости. Влияние шума не наблюдается выше линий второго уровня. Неравномерность в области «вершины» — области одинаковых по ЭПР отражателей — также находится в пределах двух верхних уровней.

На рис. 6.12, б приведено такое же «геодезическое» представление результатов моделирования алгоритма простого усреднения статистического ансамбля реализации. Этот «простой» алгоритм часто используется при выделении статистически независимых параметров сигналов. Улучшение качества выделения яркостных образований оптимальным алгоритмом по сравнению с «простым» усреднением отсчётов модельного изображения в данном случае очевидно.

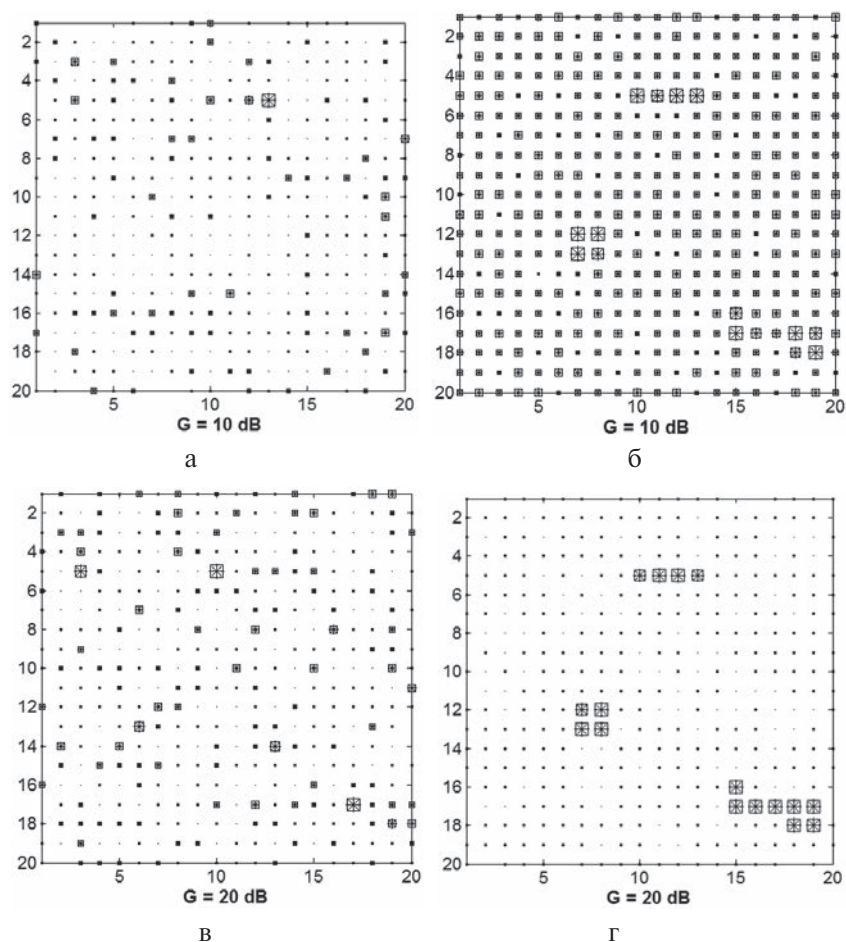
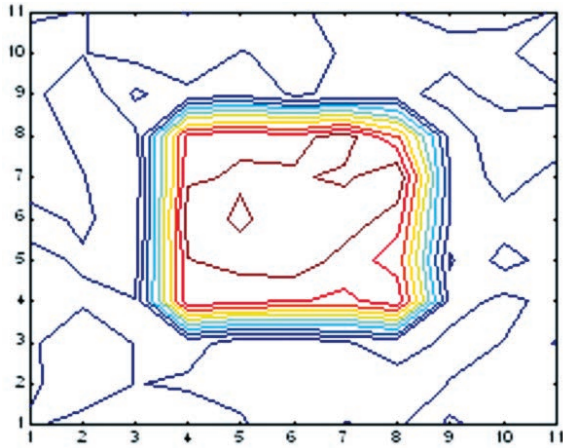
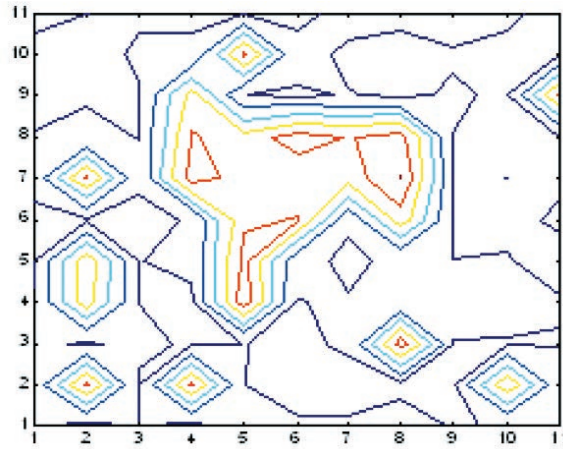


Рис. 6.11. Изображение до (а и в) и после (б и г) выделения фрагментов ПРЦ при отношении сигнал/шум 10 и 20 дБ соответственно

Представленные на рис. 6.11 и 6.12 результаты моделирования оптимального алгоритма в виде приведённой схемы подтверждает высокую вычислительную эффективность предложенной процедуры и могут быть использованы при статистической обработке РЛИ, представленных большим объёмом отдельных независимых элементов (пикселей).



а



б

Рис. 6.11 Выделение «чёрного квадрата» оптимальным алгоритмом (а) и алгоритмом с простым усреднением (б)

Некоторые итоги исследований, опубликованные в статьях [11, 12, 13], показывают теоретическую и практическую значимость предложенных в главе оптимальных алгоритмов обнаружения и оценивания параметров пространственно-распределённых целей.

6.3. Литература к главе 6

1. Большаков И.А. Статистические проблемы выделения потока сигналов из шума / И.А. Большаков. М.: Советское радио, 1969. 464 с.
2. Большаков И.А. Прикладная теория случайных потоков / И.А. Большаков, В.С. Ракошиц. М.: Советское радио, 1978. 248 с.
3. Обнаружение пространственно-распределённых целей / Г. Ван дер Спек. Зарубежная радиоэлектроника, № 9, 1972. С. 3-16.
4. Сосулин Ю.Г. Теория обнаружения и оценивания стохастических сигналов / Ю.Г. Сосулин. М.: Советское радио, 1978. 320 с.
5. Вопросы статистической теории радиолокации / Г.П. Тартаковский и др. М.: Советское радио, 1963–1964. Т. 1, 1963. 424 с. Т. 2, 1964, 1079 с.
6. Миддлтон Д. Введение в статистическую теорию связи / Д. Миддлтон : пер с англ. Под ред. Б.Р. Левина. Т. 2. М.: Советское радио, 1962. 831 с.
7. Репин В.Г. Статистический синтез при априорной неопределённости и адаптация информационных систем / В.Г. Репин, Г.П. Тартаковский. М.: Советское радио, 1977. 432 с.
8. Сачков В.Н. Вероятностные методы в комбинаторном анализе / В.Н. Сачков. М.: Наука, 1978. 231 с.
9. Кулбак С. Теория информации и статистика / С. Кульбак: пер. с англ. Под ред. А.Н. Колмогорова. М.: Наука, 1967. 408 с.
10. Дьяконов В.П. MATLAB 6.5 SP1/7.0 + SIMULINK 5/6: Основы применения / В.П. Дьяконов. М.: СОЛОН-ПРЕСС, 2005. 800 с.
11. Эффективный алгоритм обнаружения группы целей с неразрешаемыми элементами / М.П. Трухин // Вестн. УГТУ-УПИ: Серия радиотехн. № 19 (49). Екатеринбург: ГОУ ВПО УГТУ-УПИ, 2004, С. 33-38.
12. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА, формируемых в РСА монография — М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2017. — 212 с.
13. Доросинский Л.Г., Трухин М.П. Приём и обработка сигналов от сложных целей: монография. — М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2018. — 264 с.

7. ИЗМЕРЕНИЕ ПАРАМЕТРОВ РЛИ

Решение задачи классификации РЛИ ПРЦ сопровождается измерением отдельных параметров названных РЛИ, без измерения которых классификации ПРЦ невозможна. Среди таких параметров основными являются следующие.

Оценка центра РЛИ ПРЦ в пределах сформированного кадра.

Оценка области РЛИ, занимаемой радиолокационным изображением ПРЦ.

Оценка ракурса (пространственной ориентации ПРЦ относительно траектории космического аппарата).

Названные задачи рассмотрены в данной главе [18, 19].

7.1. Измерение общегрупповых параметров распределенной цели. Измерение координат центра РЛИ

При решении задачи классификации, сопровождения траектории движения порядка ПРЦ или отдельной цели неизбежно возникает задача определения ряда общегрупповых параметров, таких как координата центра порядка (центра РЛИ ПРЦ), количество целей в составе порядка («блестящих точек» в составе ПРЦ), размеры порядка (размеры РЛИ ПРЦ), скорость и направление движения, ракурс и т. п.

7.1.1. Синтез оптимального измерителя общегруппового параметра групповой цели

В настоящем разделе рассмотрено решение задачи оптимального измерения координаты общегруппового центра распределенной цели. Вся доступная информация о пространственном положении цели содержится в апостериорной плотности вероятности

$$P(\bar{x}_{Ц}; \bar{x}_1 \dots \bar{x}_n; n),$$

где $\bar{x}_{Ц}$ — координата общегруппового центра цели;

n — число отсчетов полученного РЛИ;

$\bar{x}_1 \dots \bar{x}_n$ — пространственные координаты отдельных элементов группы относительно общегруппового центра.

Определяющее значение для решения задачи синтеза устройства оценки общегруппового центра имеет апостериорная плотность вероятности

$$P(x_{\text{ц}}) = P(x_{\text{ц}}; n; x_1 \dots x_n)_{n, \bar{x}}, \quad (7.1.1)$$

поскольку принятие решения заключается в определении какого-либо параметра названной плотности (математического ожидания, моды и т.д.), выбор которого зависит от принятого критерия (минимум среднеквадратической ошибки, максимум апостериорной вероятности и т.п.).

В выражении (7.1.1) усреднение производится по всем возможным значениям как числа элементов цели, так и комбинациям их пространственных координат.

При заданной априорной вероятности $P(\bar{x}_{\text{ц}})$ и коэффициенте правдоподобия $\Delta(\bar{U}/\bar{x}_{\text{ц}})$ выражение апостериорной плотности вероятностей определяется по формуле Байеса

$$P(\bar{x}_{\text{ц}}) = CP(\bar{x}_{\text{ц}}) \bar{\Delta}(\bar{U}/\bar{x}_{\text{ц}}), \quad (7.1.2)$$

где \bar{U} – вектор комплексных амплитуд наблюдаемых данных.

Коэффициент правдоподобия в формуле (7.1.2) определяется статистическим усреднением частного коэффициента правдоподобия $\Delta(\bar{U}/\bar{x}_{\text{ц}}; x_1, x_2, \dots, x_n)$ записанного в предположении, что координаты элементов цели известны и фиксированы, по всем возможным значениям вектора $\bar{x}_n = (\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n)$ координат отдельных точек ПРЦ

$$\bar{\Delta}(\bar{U}/\bar{x}_{\text{ц}}) = \Delta(\bar{U}/\bar{x}_{\text{ц}}; \bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n)_{\bar{x}_n}. \quad (7.1.3)$$

Усреднение в (4.1.3) производится по плотностям вероятности

$$\pi_n(\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_n; \Omega/\bar{x}_{\text{ц}}), \quad (7.1.4)$$

содержание которых заключается в следующем. Вероятность ΔP_n нахождения в области пространства Ω , занятой целью, ровно n целей, координаты которых попали в интервалы

$$(\bar{x}_1, \bar{x}_1 + \bar{\Delta}_1), \dots, (\bar{x}_n, \bar{x}_n + \bar{\Delta}_n)$$

при условии, что координата центра цели $\bar{x}_{ц}$, с точностью до величин второго порядка малости относительно $\bar{\Delta} = \max_{1 \leq j \leq n} \bar{x}_j$ выражаются в виде

$$\Delta P_n = \pi_n(\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_n; \Omega) \bar{\Delta}_1, \dots, \bar{\Delta}_n [1 + o(\bar{\Delta})]. \quad (7.1.5)$$

При сделанных предположениях операция усреднения (7.1.3) может быть конкретизирована следующим образом:

$$\Delta[\bar{U}/\bar{x}_{ц}] = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} \int_{(n)} \Delta_n(\bar{x}_n) \pi(\bar{x}_n/x_{ц}) d\bar{x}_n. \quad (7.1.6)$$

Индекс (n) под интегралом указывает на его кратность, причем область интегрирования равна Ω -интервалу возможных координат элементов цели.

Если сигналы разрешены по каждой из своих координат, то справедливо выражение:

$$\Delta_n(\bar{x}_n) = \prod_{i=1}^n \Delta_i(\bar{U}, \bar{x}) \quad (7.1.7)$$

и, следовательно, для (7.1.6) можно записать:

$$\Delta[U/x_n] = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} \int_{(n)} \left\{ \prod_{i=1}^n \Delta_i(\bar{U}, \bar{x}_i) \right\} \pi_n(\bar{x}_n/\bar{x}_{ц}), \quad (7.1.8)$$

где $\Delta_i(\bar{U}, \bar{x}_i)$ – коэффициент правдоподобия для цели, состоящей из одного элементарного отражателя с пространственной координатой \bar{x}_i .

В соответствии с методикой [1] вероятностной характеристикой для задания расположения элементов ПРЦ может служить производящий функционал

$$L(u) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} \int_{(n)} \pi\left(\frac{\bar{x}_n}{\bar{x}_{ц}}\right) \prod_{i=1}^n [u(\bar{x}_i) + 1] d\bar{x}_n. \quad (7.1.9)$$

Производящий функционал (7.1.9) позволяет выразить апостериорные характеристики многоэлементной цели в более компактной форме для ряда важных случаев. Это, в первую очередь относится к тем статистическим ситуациям, когда: цели разрешены по всем координатам, а априорные координаты отдельных элементов групповой цели представляют собой поток Пуассона или Бернулли.

Во избежание громоздких выкладок в дальнейшем подробно рассмотрим задачу в одномерном варианте, а именно, определим алгоритм оценки одной координаты общегруппового параметра цели (центра ПРЦ) и оценим его эффективность для ряда важных практических приложений. Такой подход по существу не снижает общности основных выводов и рекомендаций существенно упрощая решение задачи синтеза и анализа.

Сравнивая выражения (7.1.8) и (7.1.9), нетрудно установить следующее соотношение:

$$\Delta \left[\frac{\bar{U}}{x_{ц}} \right] = L \left[\Delta_1(u) - \frac{1}{x_{ц}} \right]. \quad (7.1.10)$$

Априорная информация о координатах отдельных элементов групповой цели задается ниже в двух вариантах:

- а) координаты отдельных целей представляют собой поток Пуассона;
- б) координаты отдельных целей аппроксимируются потоком Бернулли.

Для потока Пуассона производящий функционал получен в [2]:

$$L[u] = \exp \left\{ \int_{\Omega} \beta(x) u(x) dx \right\}, \quad (7.1.11)$$

где $\beta(x)$ — интенсивность пуассоновского потока, заданная как функция от координаты цели.

Сравнение выражений (7.1.11) и (7.1.10) позволяет непосредственно получить выражение для усредненного коэффициента правдоподобия при моделировании отсчетов РЛИ ПРЦ пуассоновским потоком

$$\Delta \left[\bar{U} / x_{ц} \right] = \exp \left\{ \int_{\Omega} \beta(x/x_{ц}) [\Delta_1(\bar{U}, x) - 1] dx \right\}. \quad (7.1.12)$$

Принятое для интенсивности потока обозначение $\beta(x/x_{ц})$ подчеркивает зависимость интенсивности от измеряемого параметра — координаты центра сложной цели $x_{ц}$.

Для другого частного случая, когда поток координат элементов поверхности РЛИ ПРЦ аппроксимирован потоком Бернулли, выражение производящего функционала имеет вид:

$$L[u] = \prod_{j=1}^k \left[1 + \int_{\Omega} u(x) e_j(x) dx \right], \quad (7.1.13)$$

где k — максимальное число отдельных элементов групповой цели (число элементов разрешения, приходящихся на цель максимально возможных размеров);

$e_j(x)$ — парциальная плотность вероятности наличия отражающего элемента на j -й позиции (с номером j), не обязательно нормированная к единице, то есть

$$\int_{\Omega} e_j(x) dx = v_j \leq 1, \quad (7.1.14)$$

что допускает отсутствие отражающего элемента цели в j -м элементе разрешения с вероятностью

$$\mu_j = 1 - v_j. \quad (7.1.15)$$

Сравнение выражений (7.1.10) и (7.1.13) позволяет получить коэффициент правдоподобия

$$\Delta[\bar{U}/x_{II}] = \prod_{j=1}^k \left[1 + \int_{\Omega} e_j(x/x_{II}) [\Delta_1(\bar{U}, x_{II}) - 1] dx \right]. \quad (7.1.16)$$

С учетом (7.1.14) и (7.1.15) последнее выражение может быть записано в следующем виде

$$\Delta[\bar{U}/x_{II}] = \prod_{j=1}^k \left[\mu_j(x) + \int_{\Omega} e_j(x/x_{II}) \Delta_1(\bar{U}, x) dx \right]. \quad (7.1.17)$$

В тех случаях, когда решение принимается по критерию максимума апостериорной плотности вероятности, оценка координаты центра цели находится из выражения

$$\hat{x}_{II} = \arg \max \left\{ \ln P(x_{II}) + \ln \Delta \left[\frac{\bar{U}}{x_{II}} \right] \right\} \quad (7.1.18)$$

и определяется формулами:
для пуассоновского потока

$$\hat{x}_{\Pi} = \operatorname{argmax} \left\{ \ln P(x_{\Pi}) + \int_{\Omega} \beta(x/x_{\Pi}) [\Delta(\bar{U}, x) - 1] dx \right\}; \quad (7.1.19)$$

для потока Бернулли

$$x_{\Pi} = \operatorname{argmax} \left\{ \ln P(x_{\Pi}) + \sum_{j=1}^k \ln \left[\mu_j(x) + \int_{\Omega} e_j(x/x_{\Pi}) \Delta_1(\bar{U}, x) dx \right] \right\}. \quad (7.1.20)$$

Соответствующие схемы изображены на рис. 7.1 и на 7.2.

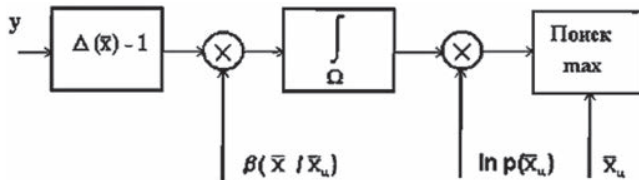


Рис. 7.1. Блок-схема измерителя координаты центра (поток Пуассона)

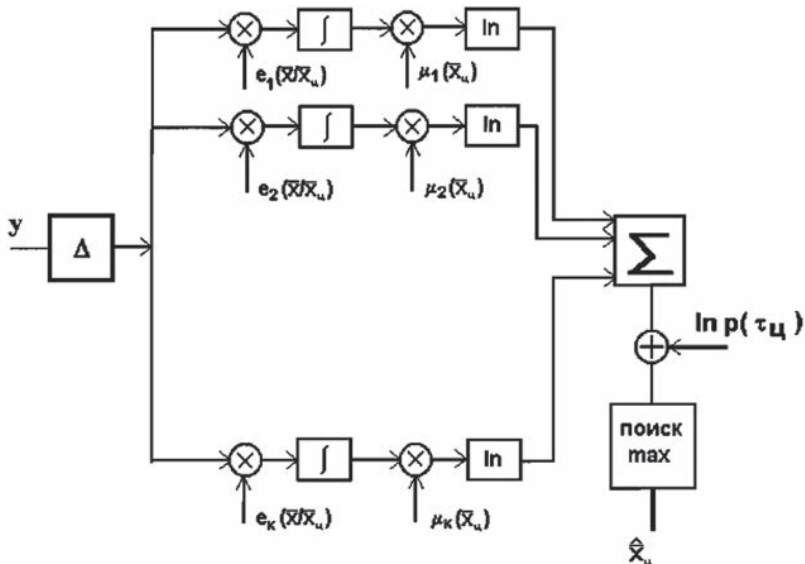


Рис. 7.2. Блок-схема измерителя координаты центра (поток Бернулли)

Как в том, так и другом случае основная функциональная операция состоит в обобщении данных оптимальных приемников первичной обработки (интегрировании по ожидаемой протяженности цели с весами, определяемыми априорным изменением интенсивности потока с соответствующим «загрублением» разрешающей способности).

Таким образом, для построения классического байесовского измерителя необходимо априорное знание интенсивности потока $\beta(x/x_{ц})$ или парциальных плотностей $e(x)$, которые должны рассчитываться, исходя из принятых моделей отдельных ПРЦ и/или тактики построения.

7.1.2. Анализ эффективности алгоритма измерения координаты центра ПРЦ

Оценка максимума апостериорной вероятности образуется путем выбора канала формирования $\dot{P}(x_{ц})$, в котором апостериорная плотность вероятности принимает максимальное значение. В частности, если известно приближение $x'_{ц}$ к истинному значению $x_{ц}$, отстоящее от последнего меньше, чем на величину апостериорного среднеквадратичного разброса, удобно аппроксимировать $\ln \dot{P}(x'_{ц})$ квадратичным разложением относительно точки $x'_{ц}$:

$$\begin{aligned} \ln \dot{P}(x_{ц}) \cong \ln \dot{P}(x'_{ц}) + \frac{d \ln \dot{P}(x'_{ц})}{dx_{ц}} (x - x'_{ц}) + \\ + \frac{d^2 \ln \dot{P}(x'_{ц})}{dx_{ц}^2} (x - x'_{ц})^2. \end{aligned} \quad (7.1.21)$$

После дифференцирования по $x_{ц}$ получаем решение уравнение правдоподобия

$$\hat{x}_{ц} = x'_{ц} - \frac{\frac{d}{dx_{ц}} \ln \dot{P}_1(x'_{ц})}{\frac{d^2}{dx_{ц}^2} \ln \dot{P}_1(x'_{ц})}. \quad (7.1.22)$$

При относительно невысокой априорной точности, когда априорное распределение практически неизменно в окрестности пика

коэффициента правдоподобия $\Delta[\bar{U}/x_{\Pi}]$ переходим к оценкам максимального правдоподобия. При этом дисперсия оценки определяется соотношением

$$\sigma_{x_{\Pi}}^2 = -M \left\{ \left[\frac{d \ln \dot{P}(U/x_{\Pi})}{dx_{\Pi}} \right] \right\}. \quad (7.1.23)$$

Применяя известную методику расчета дисперсии оценки [1], при аппроксимации последовательности отметок от цели пуассоновским потоком получим для нее следующее выражение:

$$\sigma_{x_{\Pi}}^{-2} = 2 \int_{\Omega} \beta'(x_1/x_{\Pi}) \beta'(x_2/x_{\Pi}) \sqrt{q(x_1)q(x_2)} \psi(x_1, x_2) dx_1 dx_2, \quad (7.1.24)$$

где $q(x)$ — отношение сигнал/шум, заданное как функция от координат цели;

$\psi(x_1, x_2)$ — функция неопределенности.

Дальнейшую конкретизацию выражения (7.1.24) проведем при следующих предположениях:

1) отношение сигнал/шум не зависит от координат цели, а необходимые энергетические соотношения учтены при определении интенсивности потока $\beta(x)$, которая, в свою очередь, представляет собой симметричную функцию;

2) оцениваемый общегрупповой параметр x_{Π} представляет собой координату центра интенсивности $\beta(x)$.

Для получения простых выражений, позволяющих произвести предварительную оценку эффективности определения общегруппового центра цели рассмотрим два частных случая.

1. При достаточно высоком разрешении воспользуемся аппроксимацией функции неопределенности

$$\psi(x_1, x_2) = \Delta \phi \delta(x_1 - x_2). \quad (7.1.25)$$

Тогда,

$$\sigma_{x_{\Pi}}^{-2} = 2\Delta\psi \int_{\Omega} [\beta'(x - x_{\Pi})]^2 q(x) dx. \quad (7.1.26)$$

При постоянном значении отношения сигнал/шум: $p = \text{const}$

$$\sigma_{x_{\Pi}}^2 = \frac{\Delta_{\beta 1}^2}{2q_{3\Phi\Phi}}, \quad (7.1.27)$$

где

$$\Delta_{\beta 1} = \frac{\sqrt{\int_{\Omega} \beta^2 (x - x_{\Pi}) dx}}{\int_{\Omega} [\beta'(x - x_{\Pi})]^2 dx} \quad (7.1.28)$$

– эффективная протяженность групповой цели;

$$q_{3\Phi\Phi} = q\Delta_{\Phi} \int_{\Omega} \beta^2 (x - x_{\Pi}) dx \quad (7.1.29)$$

– эффективное общегрупповое отношение сигнал/шум.

2. В этом примере используем гауссовские функции для аппроксимации интенсивности потока и сигнальной функции (при вычислении функции неопределенности):

$$\beta(x) = L \exp\left[-\frac{x^2}{2\Delta_{\beta 1}^2}\right]; \quad (7.1.30)$$

$$u(x) = M \exp\left[-\frac{x^2}{2\Delta_u^2}\right], \quad (7.1.31)$$

где коэффициенты L и M определяются из условий нормировки:

$$\int_{\Omega} \beta(x) dx = n; \quad (7.1.32)$$

$$\int_{\Omega} u^2(x) dx = 1. \quad (7.1.33)$$

После подстановки последних выражений в (5.1.24) получим:

$$\sigma_{x_{\Pi}}^2 = \frac{\Delta_{\beta 1}^2}{2pn^2} \frac{\left[1 + \left(\frac{\Delta_{\beta 1}}{\Delta_u}\right)^2\right]^{3/2}}{\left(\frac{\Delta_{\beta 1}}{\Delta_u}\right)^2}. \quad (7.1.34)$$

Минимум дисперсии оценки достигается при условии $\frac{\Delta_{\beta 1}}{\Delta_u} = \sqrt{2}$ и равен

$$\sigma_{x_{\Pi}}^2 = 2,6 \frac{\Delta_{\beta 1}^2}{2qn^2}. \quad (7.1.35)$$

Несмотря на частный характер последних соотношений, можно сделать вывод достаточно общего характера: при определении центра группы мало связанных между собой слабых сигналов целесообразно иметь средство наблюдения с разрешающей способностью, сравнимой по размерам с эффективным размером группы. В практически важных случаях, связанных с классификацией ПРЦ, когда требуемая разрешающая способность существенно выше, оптимальный алгоритм определения центра формирует «стробы», «загрубляющие» разрешение до требуемой величины.

При использовании для моделирования отсчетов сигнала от цели в виде потока Бернулли для дисперсии оценки координаты центра получим аналогичное выражение

$$\sigma_{x_{\Pi}}^{-2} = 2 \sum_{j=1}^k \iint_{\Omega} e'_j(x_1/x_{\Pi}) e'_j(x_2/x_{\Pi}) \sqrt{q(x_1)q(x_2)} \Psi(x_1, x_2) dx_1 dx_2. \quad (7.1.36)$$

Предположим, что внутригрупповые сигналы могут находиться только на вполне определенных позициях, то есть:

$$e_j\left(\frac{x}{x_{\Pi}}\right) = v_j \delta(x - \Delta_j - x_{\Pi}) \quad (7.1.37)$$

и считая $\psi(x_1, x_2) = \psi(x_1 - x_2)$, получим:

$$\sigma_{x_{\Pi}}^{-2} = \sum_{j=1}^k v_j^2 \frac{2q_j}{\Delta_{\Phi}}, \quad (7.1.38)$$

где Δ_{Φ} — ширина интервала разрешения;

q_j — отношение сигнал/шум в j -м интервале разрешения.

Формула (7.1.38) отражает в основном те же качественные особенности измерения общегруппового центра, что и при использовании потока Пуассона. Точность растет при увеличении отношения сигнал/шум и среднего числа элементарных целей. В то же время

дисперсия увеличивается при увеличении числа элементов разрешения, приходящихся на размер групповой цели (при увеличении отношения протяженности цели к величине элемента разрешения).

7.2. Оценка области, занимаемой целью на РЛИ

Выделение области, занимаемой радиолокационным портретом ПРЦ на РЛИ, представляет собой известную задачу сегментации, методам решения которой посвящен ряд работ, в частности, [3–12, 13]. Традиционные алгоритмы сегментации реализуют такие методы, как пространственное дифференцирование, функциональная аппроксимация, высокочастотная фильтрация, пороговая обработка, двумерная линейная фильтрация и т.д. Практическое применение рассматриваемых методов в задаче распознавания ПРЦ на борту КА вряд ли осуществимо, в первую очередь, из-за их вычислительной сложности, с одной стороны, и из-за необходимости экспериментального подбора параметров (настройки алгоритмов с помощью оператора), с другой. Существенный недостаток традиционных алгоритмов — недостаточное внимание к принципиальной необходимости учета флуктуации РЛИ ПРЦ, а также к формализации методов анализа их эффективности и результатам такого анализа.

Указанные недостатки могут быть преодолены при разработке алгоритма сегментации на основе статистической модели РЛИ с использованием аппарата и методологии теории статистических решений.

Хорошей моделью для РЛИ в РСА с достаточно высоким разрешением может служить двумерное поле независимых отсчетов мощности отраженного сигнала, одномерные плотности вероятности которых отличаются для отсчетов, соответствующих отражениям от фона и от поверхности ПРЦ. В первом приближении примем допущение о том, что все отсчеты фона имеют плотность вероятности $W_{\Phi}(U_{ij})$, а цели — $W_{\Omega}(U_{ij})$. В этом случае оптимальный алгоритм оценивания области, занимаемой отсчетами цели, записанный по критерию максимального правдоподобия, будет иметь вид:

$$\hat{\Omega}_{\Omega} = \arg \max_{\Omega_{\Omega}} \left\{ \sum_{i,j \in \Omega_{\Omega}} \ln \frac{W_{\Omega}(U_{ij})}{W_{\Phi}(U_{ij})} \right\}. \quad (7.2.1)$$

Реализация алгоритма (7.2.1) является чрезвычайно трудоемкой из-за необходимости перебора всех возможных границ области,

внутри которой расположена цель. Однако, с учетом статистической независимости сигналов в отдельных каналах дальности, максимум выражения в фигурных скобках (7.2.1) может быть получен, если максимизировать каждое отдельное слагаемое

$$\sum_{i \in [n_{1j}, n_{2j}]} \ln \frac{W_{\Pi}(U_{ij})}{W_{\Phi}(U_{ij})} \quad (7.2.2)$$

для каждого канала дальности с номером j (n_{1j} и n_{2j} – граничные точки, разделяющие область фона и цели в j -м канале дальности). Таким образом, оптимальный алгоритм определения области, занимаемой целью, сводится к оптимальной оценке совокупности пар точек в каждом канале дальности, в которых происходит изменение параметра распределения отсчетов сначала в «направлении фон-цель», а затем в «направлении цель-фон».

Оптимальный по максимуму функции правдоподобия алгоритм нахождения оценок координат граничных точек \hat{n}_{1j} и \hat{n}_{2j} в j -м канале дальности принимает вид:

$$(\hat{n}_{1j}, \hat{n}_{2j}) = \operatorname{argmax}_{\substack{n_{1j}=\overline{1, M-1} \\ n_{2j}=\overline{n_{1j}+1, M}}} \left\{ \sum_{i=n_{1j}}^{n_{2j}} \ln \frac{W_{\Pi}(U_{ij})}{W_{\Phi}(U_{ij})} \right\}. \quad (7.2.3)$$

Совокупность граничных точек n_{1j} , n_{2j} при каждом значении j образуют границу области Ω , занимаемой целью соответствующего класса.

Определим структуру оптимального алгоритма для некоторых наиболее распространенных видов распределений одномерной плотности вероятности отсчетов РЛИ.

а) Распределение отсчетов РЛИ – экспоненциальное:

$$W(u_{ij}) = \sigma^{-1} \exp(-\sigma^{-1} U_{ij}), \quad (7.2.4)$$

причем его параметр σ пропорционален удельной ЭПР цели (σ_2) или фона (σ_1) в зависимости от того, расположен ли соответствующий отсчет в области цели Ω_{Π} или фона Ω_{Φ} . При известных априори значениях параметров σ_1 и σ_2 алгоритм (7.2.3) может быть записан в виде:

$$(\hat{n}_{1j}, \hat{n}_{2j}) = \operatorname{argmax}_{\substack{n_{1j}=\overline{1, M-1} \\ n_{2j}=\overline{n_{1j}+1, M}}} \left\{ (n_{2j} - n_{1j}) \ln \frac{\sigma_1}{\sigma_2} - (\sigma_2^{-1} - \sigma_1^{-1}) \sum_{i=n_{1j}}^{n_{2j}} U_{ij} \right\}. \quad (7.2.5)$$

При неизвестных значениях параметров σ_1 и σ_2 функция правдоподобия в каждом канале дальности может быть определена по формуле (5.2.5), где вместо названных параметров используются их максимально правдоподобные оценки при каждом возможном значении координат граничных точек n_1 и n_2 . В этом случае алгоритм оценки координат граничных точек принимает вид:

$$\begin{aligned} (\hat{n}_{1j}, \hat{n}_{2j}) = \underset{\substack{n_{1j}=\overline{2, M-2} \\ n_{2j}=\overline{n_{1j}+1, M-1}}}{\operatorname{argmax}} \left\{ -\left(n_{1j}-1\right) \ln \left[\left(n_{1j}-1\right)^{-1} \sum_{i=1}^{n_{1j}-1} U_{ij}\right] - \right. \\ \left. -\left(n_{2j}-n_{1j}-1\right) \ln \left[\left(n_{2j}-n_{1j}-1\right)^{-1} \sum_{i=n_{1j}}^{n_{2j}} U_{ij}\right] - \right. \\ \left. -\left(M-n_{2j}\right) \ln \left[\left(M-n_{2j}\right)^{-1} \sum_{i=n_{2j}+1}^M U_{ij}\right] \right\} \end{aligned} \quad (7.2.6)$$

и может быть назван адаптивным по отношению к параметрам распределения.

б) Распределение отсчетов РЛИ – гамма-распределение:

$$W(u_{ij}) = \frac{\gamma^n}{\Gamma(\eta)} u_{ij}^{\eta-1} \exp(-\gamma U_{ij})$$

с параметрами γ_2, η_2 в области цели и параметрами γ_1, η_1 в области, занятой фоном.

Рассмотрим два варианта:

1) на границе областей изменяется только параметр масштаба $\gamma(\eta_2 = \eta_1 = \eta)$. В этом случае алгоритм оценки граничных точек имеет вид:

$$(\hat{n}_{1j}, \hat{n}_{2j}) = \underset{\substack{n_{1j}=\overline{1, M-1} \\ n_{2j}=\overline{n_{1j}+1, M}}}{\operatorname{argmax}} \left\{ \eta_0 \left(n_{2j} - \eta_{2j}\right) \ln \frac{\gamma_2}{\gamma_1} - (\gamma_2 - \gamma_1) \sum_{i=n_{1j}}^{n_{2j}} U_{ij} \right\}; \quad (7.2.7)$$

2) на границе областей изменяется только параметр формы η ($\gamma_2 = \gamma_1 = \eta_0$). Алгоритм выглядит следующим образом.

$$\begin{aligned} (\hat{n}_{1j}, \hat{n}_{2j}) = \underset{\substack{n_{1j}=\overline{1, M-1} \\ n_{2j}=\overline{n_{1j}+1, M}}}{\operatorname{argmax}} \left\{ \left(n_{2j} - n_{1j}\right) \left[\ln \frac{\Gamma(\eta_1)}{\Gamma(\eta_2)} + (\eta_2 - \eta_1) \ln \gamma_0 \right] + \right. \\ \left. + (\eta_2 - \eta_1) \sum_{i=n_{1j}}^{n_{2j}} \ln U_{ij} \right\}. \end{aligned} \quad (7.2.8)$$

Реализация рассмотренных алгоритмов не требует операций более сложных, нежели простое суммирование отсчетов РЛИ.

Достаточной статистикой при решении задачи многоальтернативной проверки гипотез о линейных размерах объекта является вектор, компонентами которого являются суммы отсчётов в пределах ожидаемых размеров объекта. В дальнейшем вектор обозначен

$$\lambda = \{\lambda_L, \lambda_M, \lambda_B\},$$

где
$$\lambda_L = \sum_{i,j \in \Omega_L} U_{i,j}; \quad \lambda_M = \sum_{i,j \in \Omega_M} U_{i,j}; \quad \lambda_B = \sum_{i,j \in \Omega_B} U_{i,j};$$

$U_{i,j}$ — отсчёты изображения;

$\Omega_L, \Omega_M, \Omega_B$ — области изображения, занимаемые «малой», «средней» и «большой» целями.

Основной статистический материал, используемый для исследования алгоритмов распознавания, получен путём моделирования двумерных РЛИ, адекватных полю сигнала на выходе устройства обработки в станции бокового обзора с синтезированной апертурой [9]. Наблюдаемый объект моделируется с помощью отдельных блестящих точек и диффузионной составляющей. Распознаваемые классы отличаются размерами. Число классов равно трём. На рис. 7.3 представлен пример радиолокационного изображения, содержащего отдельные объекты, отличающиеся своими размерами, которые следует классифицировать по названному параметру.

Принимаемый сигнал формируется на выходе РЛС с синтезированной апертурой (рис. 7.4) и представляет собой совокупность случайных отсчётов, имеющих экспоненциальное распределение с заданной дисперсией в пределах области, занимаемой целью на изображении.

В результате моделирования алгоритма классификации, описанного выше, получены вероятности правильного распознавания для РЛИ, отличающихся размерами в 1,5 раза

$$P_{q=10} = \begin{pmatrix} L/L & M/L & B/L \\ L/M & M/M & B/M \\ L/B & M/B & B/B \end{pmatrix}. \quad (7.2.9)$$

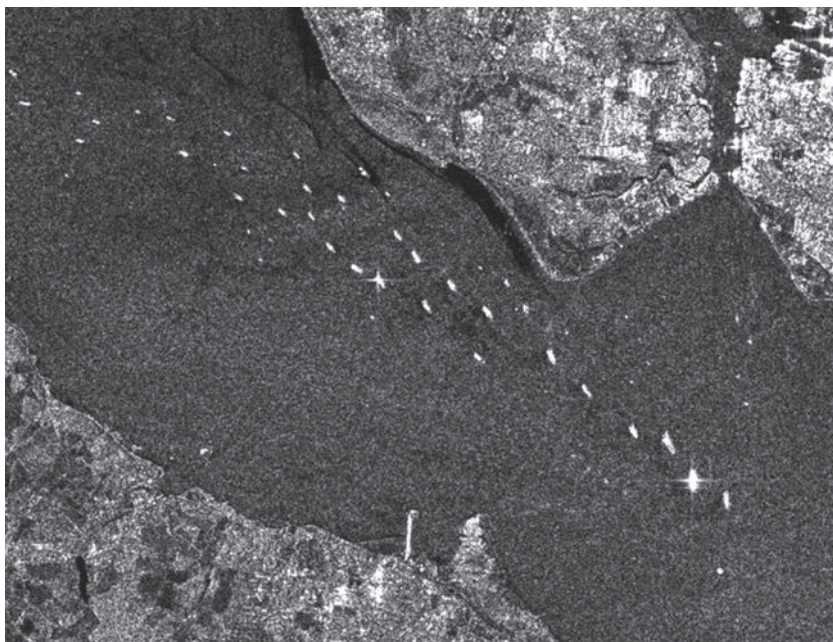


Рис. 7.3. Пример радиолокационного изображения

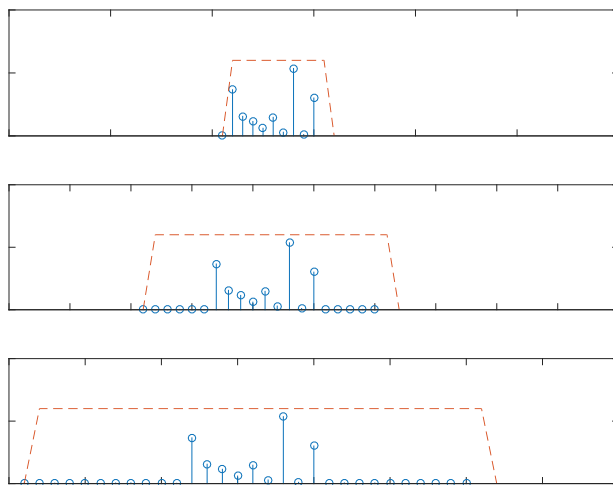


Рис. 7.4. Отсчёты изображений целей 3 классов, отличающихся размерами

Каждый элемент матрицы представляет собой оценку вероятности правильной (ошибочной) классификации малых (L), средних (M) и больших (B) целей. При разных отношениях мощностей отсчётов, принадлежащих целям, к мощности шума.

$$P_{q=8} = \begin{pmatrix} 0,0750 & 0,0750 & 0,0750 \\ 0 & 0,0240 & 0,0240 \\ 0 & 0 & 0,0030 \end{pmatrix};$$

$$P_{q=10} = \begin{pmatrix} 0,4940 & 0,4910 & 0,4860 \\ 0,0120 & 0,5500 & 0,5500 \\ 0 & 0,0190 & 0,4620 \end{pmatrix};$$

$$P_{q=12} = \begin{pmatrix} 0,8480 & 0,8450 & 0,8450 \\ 0,1290 & 0,9330 & 0,9320 \\ 0,0050 & 0,3940 & 0,9640 \end{pmatrix}.$$

На рис. 7.5. представлены зависимости вероятностей правильной классификации от отношения сигнал/шум и числа отсчётов сигнала, приходящихся на цель.

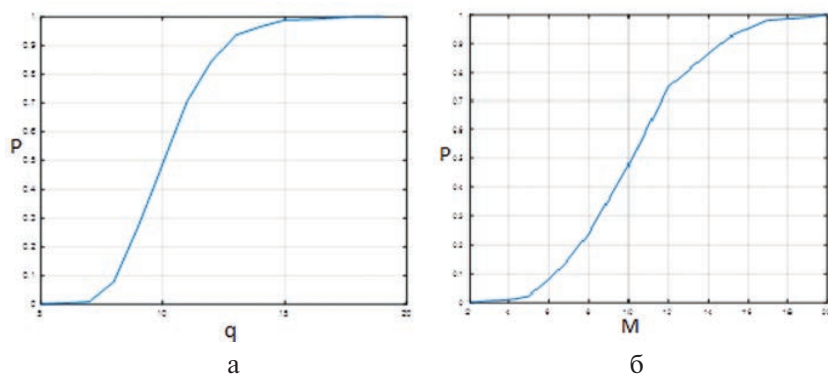


Рис. 7.5. Зависимость вероятности правильного обнаружения:
а – $M = \text{const}$; б – $q = \text{const}$

На этих рисунках; P – вероятность правильного обнаружения, q – отношение сигнал-шум, M – количество отсчетов цели.

7.3. Оценка ракурса цели

Если определение области, занятой целью на РЛИ, представляет интерес при обучении алгоритма, формировании радиолокационных портретов ПРЦ и при достаточно большом отношении сигнал/фон, реализуемом на практике, может быть игнорировано, (отсчеты фона при верно выбранном пороге практически отсутствуют), то оценка ракурса в режиме эксплуатации алгоритма классификации принципиально необходима, ибо со сменой ракурса существенным образом меняется как интегральная ЭПР ПРЦ, так и ее индивидуальный радиолокационный портрет, что требует в общем случае обращения к вполне определенным (полученным при том же ракурсе) радиолокационным портретам из базы данных. Рассмотрим возможность оценки ракурса по ориентации контура ПРЦ (см. рис. 7.6).

На рисунке показана условная область цели на РЛИ в координатах дальность-азимут. Продольная ось цели, которая в случае наблюдения ПРЦ совпадает с осью симметрии, у целей названного класса достаточно ярко выражена, поэтому ракурсом здесь и далее считаем угол наклона продольной оси к азимутальной координате φ . При известном угле азимута цели θ_H ракурс определяется суммой

$$\varphi = \varphi_1 + \Theta_H - \frac{\pi}{2} \pm \pi.$$

Слагаемое $\pm\pi$ вызвано неоднозначностью при оценке ракурса ПРЦ по ориентации его продольной оси.

Реальное радиолокационное изображение ПРЦ при его дискретизации по дальности и азимуту представляет собой совокупность точек так или иначе группирующихся вдоль продольной оси ПРЦ. Определение углового коэффициента такой прямой можно осуществить множеством способов, основанных на вычислении минимумов расстояний между точками и прямой, вычисленными в той или иной метрике. Всем этим методам в той или иной мере присущ общий недостаток, состоящий в том, что аномальные точки, расположенные далеко от прямой, дают наибольший вклад в формируемую сумму (расстояние до них самое большое) и оценка ракурса производится с заметной ошибкой. От названного недостатка свободен метод преобразований Хафа (кластерного анализа). Оставляя вопрос об эффективности различных методов до раздела, посвященного сравнительному анализу, рассмотрим содержание алгоритма Хафа. В результате работы алгоритма оценки граничных точек в каждом канале дальности (азимута)

после дискретизации РЛИ ПРЦ образуется совокупность точек, большинство которых (за исключением аномальных, созданных фоном) группируется вдоль продольной оси ПРЦ, угловой коэффициент которой и является предметом оценки. Каждой точке с координатами x_i, y_i на плоскости XOY ставится в соответствие кривая $p_i(\theta)$ на плоскости θ, p . Методом пересчета служит нормальное уравнение прямой:

$$x_i \cos \theta + y_i \sin \theta = p. \quad (7.3.1)$$

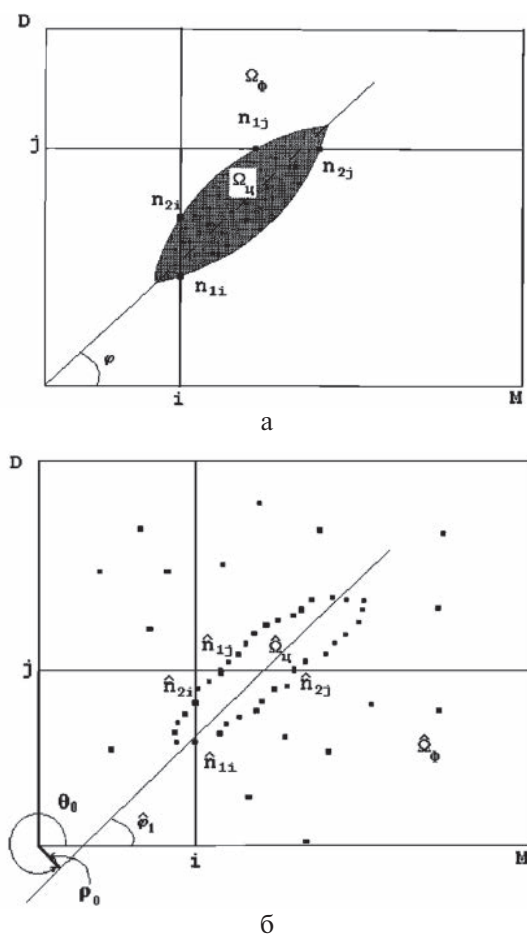


Рис. 7.6. К выводу алгоритмов оценки области РЛИ, занимаемой ПРЦ, и ракурса цели

В результате построения множества кривых для каждой точки x_p , y_i образуются области «сгущения» (кластеры), иначе говоря, области, через которые проходит большинство кривых. Точке центра такого кластера соответствует прямая, проходящая через большинство выделенных точек на плоскости РЛИ, при этом аномальные точки автоматически селектируются.

7.4. Анализ алгоритмов оценки координат граничных точек между областями РЛИ с отличающимся контрастом

Эффективность алгоритмов оценки координат граничных точек производилась методом статистического моделирования. Названным методом генерировалось выборочное РЛИ в одном канале дальности, содержащее 100 случайных отсчетов, первая половина которых имела плотность вероятности с одним параметром (σ_1), а вторая половина — с другим (σ_2). Величина ошибки Δ_n рассчитывалась как сумма смещения и среднеквадратичного отклонения оценки координаты точки изменения параметра (вычисленная в количестве отсчетов РЛИ, что эквивалентно количеству элементов разрешения). На рис. 5.7 показана зависимость ошибки от величины отношения ЭПР цели и фона в одном элементе разрешения $\left(q = \frac{\sigma_2}{\sigma_1}\right)$. Зависимости получены для следующих распределений отсчетов:

- 1 — гамма-распределение;
- 2 — экспоненциальное распределение (с известными априори параметрами);
- 3 — экспоненциальное распределение с неизвестными параметрами.

Из приведенного рисунка следует, что качество алгоритмов оценки граничных точек существенно зависит от вида распределения отсчетов РЛИ, причем названная зависимость тем сильнее, чем меньше радиолокационный контраст между поверхностью цели и МП. При этом экспоненциальное распределение представляет собой наименее благоприятную ситуацию для качественного воспроизведения цели. Однако, при контрасте более 8 дБ качество оценки координат граничных точек практически не зависит от вида распределения отсчетов и от наличия априорной информации об их параметрах. Адаптивный алгоритм в условиях произведенного моделирования практически не уступает оптимальному.

Зависимость ошибки Δ_n от общего количества отсчетов показана на рис. 5.7. Очевидно, что уменьшение размеров фрагмента РЛИ, по которому принимается решение о наличии и координате скачка ЭПР, приводит к возрастанию ошибки. Кроме того, ошибка растет тем больше, чем дальше расположена точка скачка ЭПР от середины фрагмента, поскольку уменьшается число отсчетов и, следовательно, качество оценки одного из параметров распределения (рис. 7.7). Улучшение оценки второго параметра не компенсирует потерь, возникающих при оценке первого (При расположении скачка на краях фрагмента ошибка существенно выше).

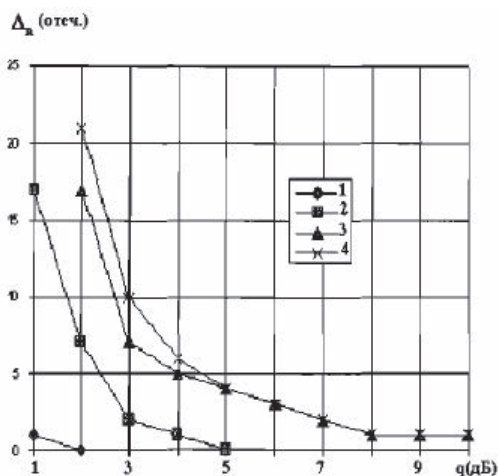
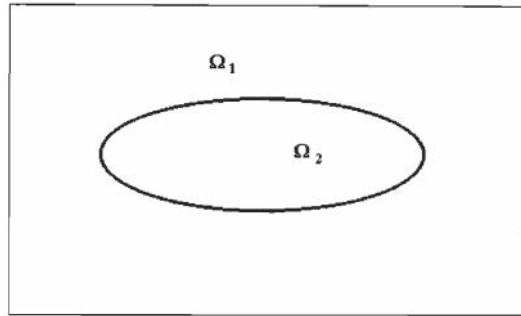


Рис. 7.7. Средняя ошибка оценки координат граничных точек контура цели в зависимости от среднего радиолокационного контраста при нормальном распределении отсчетов РЛИ (1), гамма-распределении (2), экспоненциальном с известными (3) и неизвестными (4) параметрами

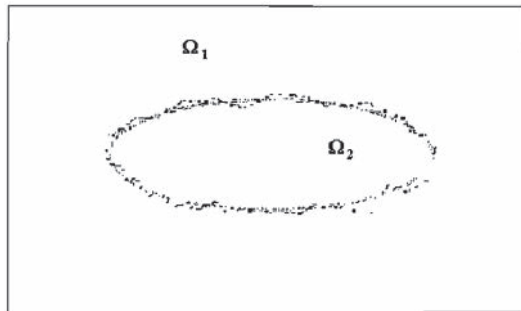
На рис. 7.8 показана оценка контура цели на РЛИ размером 100×100 . Распределение отсчетов — экспоненциальное, алгоритм адаптивный.

Зависимость ошибки Δ_n от общего количества отсчетов показана на рис. 7.9. Очевидно, что уменьшение размеров фрагмента РЛИ, по которому принимается решение о наличии и координате скачка ЭПР, приводит к возрастанию ошибки. Кроме того, ошибка растет тем больше, чем дальше расположена точка скачка ЭПР от середины фрагмента, поскольку уменьшается число отсчетов и, следовательно, качество оценки одного из параметров распределения (рис. 7.7).

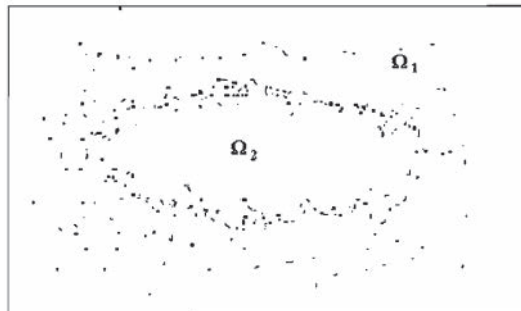
Улучшение оценки второго параметра не компенсирует потерь, возникающих при оценке первого (При расположении скачка на краях фрагмента ошибка существенно выше).



а



б



в

Рис. 7.8. Пример оценки контура цели (а) адаптивным алгоритмом при двух значениях среднего радиолокационного контраста

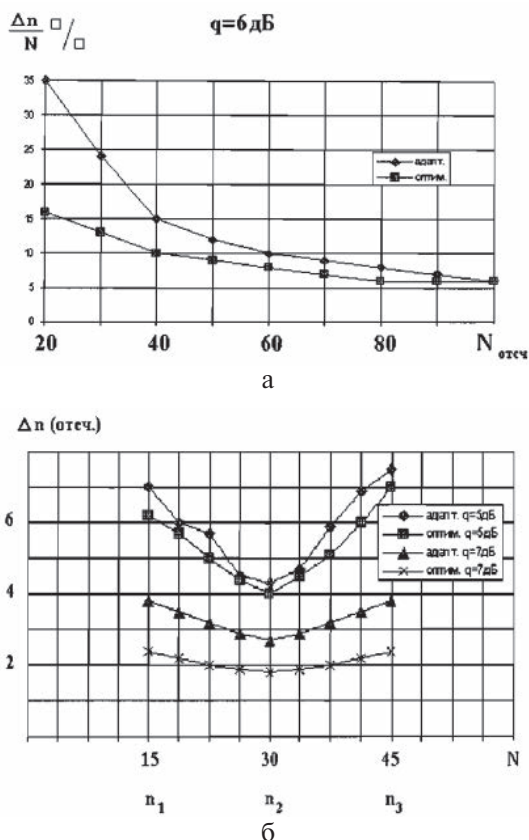


Рис. 7.9. Зависимость ошибок оценки координат точек контура от размеров фрагмента (а) и расположения точек (б)

Для оценки длины цели в одном канале РЛИ определялись координаты двух точек изменения параметров РЛИ (начальной и конечной). Зависимость ошибки оценки длины Δ_L от величины отношения параметров q показана на рис. 7.10. Ошибка Δ_L вычислялась как сумма смещения и среднеквадратического отклонения длины цели в одном канале (усреднение производилось по 50 испытаниям). Из рисунка следует, что эффективность оптимального и адаптивного алгоритмов практически одинакова и составляет величину порядка одного отсчета при контрасте порядка 6–7 дБ.

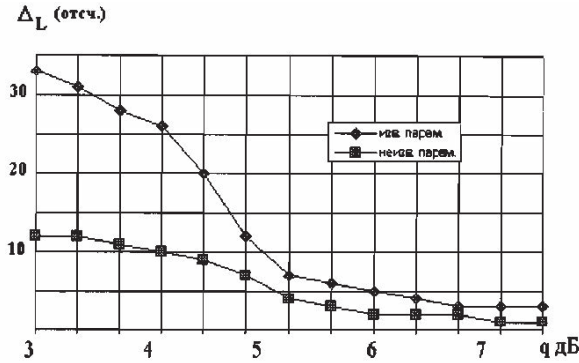


Рис. 7.10. Ошибка оценки протяженности РЛИ цели в одном канале от величины среднего радиолокационного контраста при известных и неизвестных параметрах σ_1 σ_2

7.5. Межобзорная идентификация РЛИ ПРЦ

Решение задачи классификации по одному наблюдению может оказаться недостаточно достоверным вследствие искажений РЛИ, вызванных его флуктуациями и рядом других причин особенно при большой мощности сигнала, отражённого от подстилающей поверхности. В таких случаях эффективность решения задачи может быть повышена за счет применения комплексного распознавания несколькими решающими автоматами (РА).

В связи с тем, что каждый РА содержит в своем банке наблюдаемых данных несколько РЛИ различных целей, возникает проблема их идентификации, иначе говоря, ответа на вопрос, какие конкретные фрагменты, содержащие отметки от целей в каждом из P различных обзоров, принадлежат одному и тому ПРЦ.

Предположим, что каждое j -е РЛИ, полученное в p -м обзоре, представлено вектором

$$\bar{U}_{pj} = \|U_{pj}^i\|, \quad (p = \overline{1, P}; j = \overline{1, M}; i = \overline{1, N}),$$

размерность которого N выбрана таким образом чтобы РЛИ ПРЦ наибольшего размера полностью размещалось в пределах заданного фрагмента МП. Нумерация фрагментов, наблюдаемых на радиолокационной карте (содержащихся в банке данных) производится по заданному правилу (в примере, показанном на рис. 7.11 слева —

направо, сверху — вниз). При этом общая совокупность РЛИ, подлежащих идентификации, имеет вид:

$$\{U_{11}^1, \dots, U_{11}^N; \dots, U_{1M}^1, \dots, U_{1M}^N; \dots, U_{pj}^1, \dots, U_{pj}^N; \dots, U_{p1}^1, \dots, U_{p1}^N; \dots, U_{pM}^1, \dots, U_{pM}^N\}, \quad (7.5.1)$$

где первый индекс p — номер обзора;

второй индекс j — номер РЛИ в p -м обзоре;

третий индекс i — номер отсчета j -го РЛИ p -го обзора.

Пусть j -е РЛИ определено вектором параметров

$$\bar{l}_{p\alpha_j^p} \left(p = \overline{1, P}; \alpha_j^p = \overline{1, M} \right),$$

где p — по-прежнему номер обзора;

α_j^p — истинный порядковый номер ПРЦ, соответствующего j -му РЛИ в p -м обзоре.

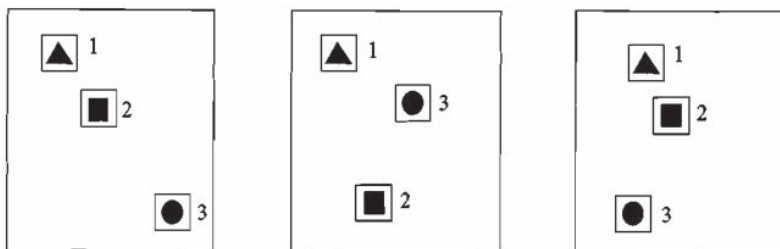


Рис. 7.11. Карты поверхности с РЛИ трех разных ПРЦ

Компонентами вектора $\bar{l}_{p\alpha_j^p}$ являются все доступные для анализа параметры объекта, в частности, статистические характеристики отсчетов РЛИ (математические ожидания, дисперсии и т.п.), траекторные параметры (координаты, скорости поступательного и вращательного движений и т.д.), оценки ЭПР, размеров и т.п.

Цель идентификации заключается в отыскании оптимальной в рамках выбранного критерия оценки совокупности векторов $\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_M$ у которых каждая компонента $\hat{\alpha}_j^p$ представляет собой оценку истинного номера j -й цели в p -м обзоре. На уже упоминавшемся примере (рис. 7.11) условно показаны карты анализируемой поверхности в трех последовательных обзорах. На каждой из этих карт расположены три РЛИ ПРЦ, которые условно изображены в виде треугольника, квадрата и круга. При простейшей идентификации целей

(например, по минимуму изменения расстояния от отметки в предыдущем обзоре) второй и третий ПРЦ во втором обзоре будут перепутаны (они поменялись местами за счет перемещения по неизвестным для наблюдателя траекториям, изменения ракурса, траектории ИСЗ и т. п.). Правильное же решение должно иметь вид:

$$\hat{\alpha}_1^1 = \hat{\alpha}_1^2 = \hat{\alpha}_1^3 = 1;$$

$$\hat{\alpha}_2^1 = \hat{\alpha}_2^3 = 2; \hat{\alpha}_2^2 = 1;$$

$$\hat{\alpha}_3^1 = \hat{\alpha}_3^3 = 3; \hat{\alpha}_3^2 = 2.$$

Общее число возможных гипотез об истинном расположении ПРЦ в пределах анализируемых карт акватории, полученных при P обзорах, равно $P \cdot M!$. Если для каждой из гипотез может быть записана ее апостериорная плотность вероятности, то решения следует принимать по ее максимуму:

$$\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_M = \arg \max_{\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_M} W \left(\bar{U}_{11}, \dots, \bar{U}_{1M} / \bar{l}_{1\alpha_1}, \dots, \bar{l}_{p\alpha_p} \right). \quad (7.5.2)$$

В тех случаях, когда векторы параметров $\bar{l}_{p\alpha_j}$ априори неизвестны, их значения в должны быть заменены соответствующими оценками максимального правдоподобия, полученными в предположении о справедливости проверяемой гипотезы.

Проиллюстрируем решение названной задачи на примере флуктуационных РЛИ ПРЦ, причем при идентификации отсутствует какая-либо априорная информация за исключением того факта, что отсчеты РЛИ независимы и распределены по экспоненциальному закону, что соответствует выборочным отсчетам мощности. В этом случае параметры $l_{p\alpha_j}^i = \sigma_{\alpha_j}^i$ представляют собой дисперсии соответствующих отсчетов. Алгоритм принимает вид:

$$\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_M = \arg \max_{\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_M} \left\{ \prod_{p=1}^P \prod_{j=1}^M \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_{\alpha_j}^i} \exp \left(-\frac{U_{pj}^i}{\sigma_{\alpha_j}^i} \right) \right\}. \quad (7.5.3)$$

Поскольку значения мощностей отдельных отсчетов априори неизвестны и при решении задачи идентификации отсутствует возможность их определения откуда-либо, кроме как из наблюдаемой

совокупности РЛИ различных ПРЦ, воспользуемся максимально правдоподобными оценками неизвестных мощностей:

$$\hat{\sigma}_{\alpha_j}^i = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P U_{p\alpha_j^p}^i \quad (7.5.4)$$

После подстановки (5.5.4) в (5.5.3) и (5.5.2) и логарифмирования получаем алгоритм идентификации РЛИ ПРЦ при межобзорном наблюдении:

$$\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_M = \arg \min_{\bar{\alpha}_1, \dots, \bar{\alpha}_M} \left\{ \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N \left[\frac{U_{pj}^i}{\frac{1}{P} \sum_{p=1}^P U_{p\alpha_j^p}} + \ln \left(\frac{1}{P} \sum_{p=1}^P U_{p\alpha_j^p} \right) \right] \right\}. \quad (7.5.5)$$

Для анализа эффективности предлагаемого правила рассмотрен пример идентификации двух РЛИ ПРЦ ($M = 2$), которые моделировались в 4 ($P = 4$) последовательных обзорах. РЛИ ПРЦ не отличались по величине удельной ЭПР, но отличались размерами (при общем размере радиолокационной карты 100×100 элементов разрешения площадь первого РЛИ — 5×5 , а второго — 4×4 элементов разрешения). Положение центра РЛИ ПРЦ на карте в каждом обзоре моделировалось равновероятным при условии, что контуры РЛИ не пересекаются.

Таким образом, в каждом отдельном испытании были реализованы восемь конкурирующих гипотез о порядке последовательного размещения РЛИ на карте акватории.

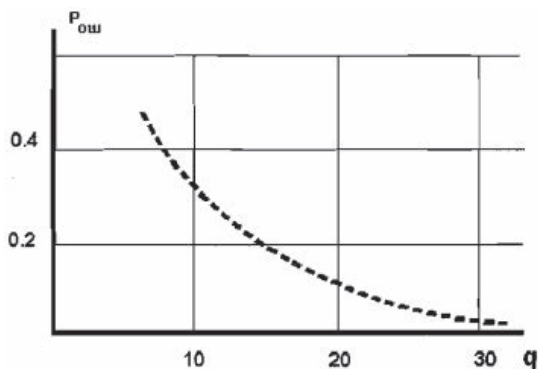


Рис. 7.12. Вероятность ошибки идентификации

Зависимости вероятностей ошибок от отношения сигнал/фон приведены на рис. 7.12, откуда, в частности, следует, что две цели с одинаковыми ЭПР (наихудший для практики случай) и отличающиеся по линейным размерам приблизительно на 25 % идентифицируются с вероятностью ошибки не более 0,1 при отношении сигнал/фон порядка 20 дБ.

7.6. Оценка радиолокационного портрета ПРЦ

Проблема создания банка данных РЛИ ПРЦ является основной при реализации алгоритма классификации, поскольку именно от количества и достоверности априорной информации зависит в конечном счёте эффективность решения задачи в целом.

В данном разделе рассматривается алгоритм многомерной оценки амплитуд отражённых сигналов и угловых координат их источников, реализующий многоканальную (по числу пеленгуемых источников) итеративную процедуру измерения по методу максимального правдоподобия и отличающийся сравнительно несложной технической реализацией [14].

Предположим, что наблюдение поля сигналов и помех производится эквидистантной антенной решеткой, длина которой L , а число приемных элементов M . Тот факт, что названная решётка создаётся в виде искусственного раскрыва, не оказывает влияния на решение задачи, так как в течение времени синтеза параметры отражённых сигналов остаются практически неизменными, а это значит, что и принимаемые комплексные амплитуды остаются в пределах интервала синтеза неизменными. Очевидно, что принимаемые комплексные амплитуды в каждой точке траектории должны запоминаться на всё время работы алгоритма. При N источниках сигналов, находящихся в дальней зоне приемной антенны и отличающихся своими комплексными амплитудами f_i и угловыми направлениями $\Theta_i (i = 1, N)$, вектор комплексных амплитуд в элементах решетки может быть представлен в виде

$$U = \sum_{i=1}^N f_i S(\mu_i) + N, \quad (7.6.1)$$

$$\text{где} \quad S(\mu_i) = \|S_i(\mu_i)\| = \left\| \exp \left[-j \frac{4\pi}{N-1} l \mu_i \right] \right\|; \quad \mu_i = \frac{L}{\lambda} \sin \Theta_i \quad (7.6.2)$$

— нормированная угловая координата i -го источника (λ — длина волны);
 N — вектор комплексных амплитуд помехи в элементах антенны.

Считая амплитуды отражённых сигналов и угловые координаты источников неслучайными неизвестными величинами, помеху гауссовой с нулевым математическим ожиданием и корреляционной матрицей $R_{\text{ш}} = M\{NN^*\}$, запишем функцию правдоподобия для неизвестных параметров сигналов f_i и $\mu_i (i = 1, N)$:

$$P\{U/f_1, \dots, f_n; \mu_1, \dots, \mu_n\} = \\ = \text{const} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[U - \sum f_i X(\mu_i) \right]^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} \left[U - \sum f_i X(\mu_i) \right] \right\}, \quad (7.6.3)$$

где $*$ — знак эрмитова сопряжения.

Преобразуем показатель (7.6.3) таким образом, чтобы выделить член, зависящий от амплитуды и угловой координаты только одного, например, m -го источника:

$$L_m = \frac{1}{2} |f_m|^2 S^{*T}(\mu_m) R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m) - f_m U_m^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m) + \\ + F_m(f_1, \dots, f_{m-1}, f_{m+1}, \dots, f_N; \mu_1, \dots, \mu_{m-1}, \mu_{m+1}, \dots, \mu_N) \quad (7.6.4)$$

$$\text{где} \quad U_m = U - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq m}}^n f_i S(\mu_i); \quad (7.6.5)$$

$F_m(\cdot)$ — функция, не зависящая от f_m и μ_m .

Для определения оценок максимального правдоподобия амплитуды и угловой координаты m -го отражающего элемента необходимо отыскать минимум выражения (7.6.4) по названным переменным. Преобразовав (7.6.4) к виду

$$L_m = S^{*T}(\mu_m) R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m) \left| f_m - \frac{U_m^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m)}{S^{*T}(\mu_m) R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m)} \right|^2 - \\ - \frac{|U_m^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m)|^2}{S^{*T}(\mu_m) R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m)} + F_m \quad (7.6.6)$$

замечаем что, максимум функции правдоподобия имеет при условии

$$\hat{f}_m = \frac{U_m^{*T} R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m)}{S^{*T}(\mu_m) R_{\text{ш}}^{-1} S(\mu_m)}. \quad (7.6.7)$$

Подставляя найденную оценку амплитуды (7.6.7.) в выражение (7.6.4) и дифференцируя по μ_m , получаем уравнение правдоподобия для оценки углового направления

$$\operatorname{Re} \left\{ \frac{U_m^{*T} R_m^{-1} V S(\mu_m)}{U_m^{*T} R_m^{-1} S(\mu_m)} \right\} \Big|_{\mu_m = \hat{\mu}_m} = 0, \quad (7.6.9)$$

где $V = 2\pi j / (N-1) \operatorname{diag} (1, 2, \dots, N)$ – диагональная матрица.

Уравнение (7.6.8) легко решается численными методами, либо разложением в степенной ряд в окрестности оцениваемого значения.

Оценки параметров других сигналов находятся аналогично, причем перед оценкой m -го сигнала по формулам (7.6.7), (7.6.8) используются соответствующие оценки всех остальных $n - 1$ сигналов с целью компенсации «мешающих» для текущей оценки сигналов во входных данных m -го канала измерения.

Структурная схема оптимального алгоритма (рис. 7.13) состоит из n перекрестно связанных каналов, в каждом из которых производится вычитание оценок мешающих сигналов, полученных в соседних каналах, измерение «своих» параметров f и μ формирование оценки $\hat{f}S(\hat{\mu})$ «своего» сигнала, которая используется для соответствующей компенсации в других каналах.

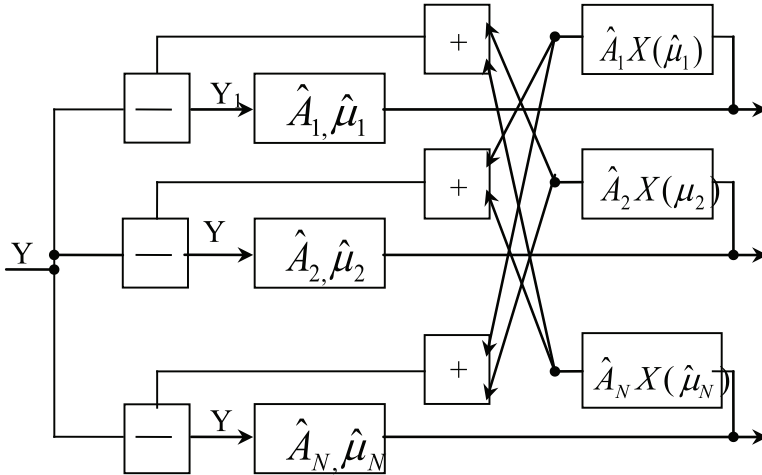


Рис. 7.13. Структурная схема измерений

Эффективность алгоритма исследовалась методом статистического моделирования на примере решения задачи измерения координат двух источников с угловыми направлениями $\mu_1 = 0,2$ и $\mu_2 = -0,2$, что соответствует их разнесению на $0,23$ ширины диаграммы направленности антенной решетки по нулям (рис. 7.14). В качестве начальных условий задавались значения $\mu_{0,2} = \pm 0,1$ (кривая 1), $\mu_{0,2} = \pm 0,05$ (кривая 2), $\mu_{0,2} = \pm 0,01$ (кривая 3). Шумы в элементах решетки некоррелированы. Отношение амплитуды сигнала к СКО шума 20 дБ. Оценки координат сходятся к истинным после $15...20$ итераций при отличии заданных значений координат от начальных условий алгоритма в 10 и более раз.

Таким образом, даже в тех случаях, когда сигналы не разрешаются по углу (в смысле релеевского критерия) при отношениях сигнал — шум, не существенно превышающих порог обнаружения, рассматриваемый алгоритм позволяет производить совместное измерение угловых координат при низких требованиях к точности установки начальных условий.

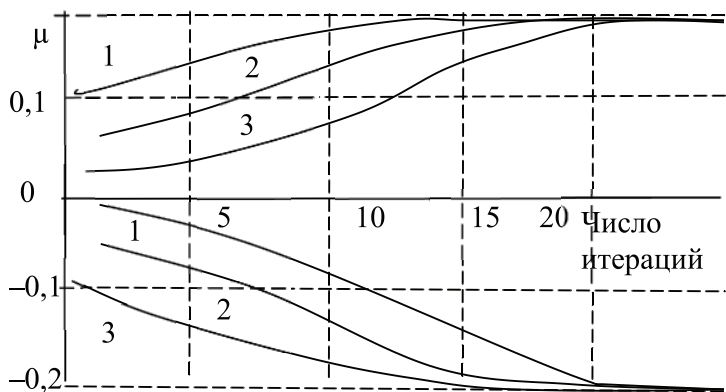


Рис. 7.14. Сходимость оценок координат источников

7.7. Компенсация отражений от источников помех

Проблема построения оптимального алгоритма обнаружения сигналов в радиолокаторе с синтезированной апертурой при наличии мешающих отражений от местных предметов, а также разработка методики оценки эффективности такого обнаружения является одной

из основных при проектировании и построении систем дистанционного мониторинга земной и водной поверхности воздушными и космическими средствами наблюдения с синтезированной апертурой.

7.7.1. Разработка алгоритма

В работах [15, 16], посвящённых проблемам обработки сигналов в радиолокационной станции с синтезированной апертурой (РСА), основное внимание уделялось исследованию алгоритмов обнаружения при действии помех, вызванных отражениями от подстилающей поверхности и шумом. В ряде практических ситуаций вместе с полезным сигналом, отраженным от многоэлементной цели, в диаграмме направленности (ДН) РСА могут присутствовать достаточно мощные помеховые сигналы, вызванные отражениями от мешающих объектов. В этих случаях алгоритм обработки должен строиться с учётом, как распределённого характера цели, так и наличия помех. Определение основных принципов построения таких алгоритмов и методов их анализа составляет содержание данной работы.

Предположим, что РСА бокового обзора перемещается по прямолинейной траектории. Полезные и мешающие сигналы в одном элементе разрешения по дальности формируются отдельными отражателями, отстоящими на расстоянии d_i^T ($i=\overline{1,n}$) и d_i^C ($i=\overline{1,N}$) от начала координат с шагом Δd , причём n и N — числа сигнальных и помеховых отражателей соответственно (рис. 7.15). При дискретной во времени обработке вектор наблюдаемых данных может быть представлен в следующем виде:

$$Y = \beta_T A_T + \beta_C A_C + N_N, \quad (7.7.1)$$

где β_T — матрица $M \times n$:

$$\beta_T = \left\| X(d_1^T), \dots, X(d_n^T) \right\|, \quad (7.7.2)$$

состоящая из векторов

$$X(d_n^T) = \left\| \exp \left(-j \frac{4\pi}{\lambda R_0} d_n^T r_k \right) \right\|, \quad (7.7.3)$$

задающих фазовое распределение сигнала, отражённого от -го элемента цели, по точкам синтезированной апертуры, имеющим координаты r_k , $k=\overline{1,M}$, (λ — длина волны); A_T и A_C — векторы комплексных амплитуд сигналов и помех размерностью $n \times 1$ и $N \times 1$ соответственно,

представляющие собой нормальные случайные величины с нулевыми математическими ожиданиями и дисперсиями $\sigma_{T_i}^2$ и $\sigma_{C_i}^2$ соответственно; матрица β_C определяется аналогично (7.7.2) и (7.7.3), N_N — вектор комплексных амплитуд гауссовского шума.

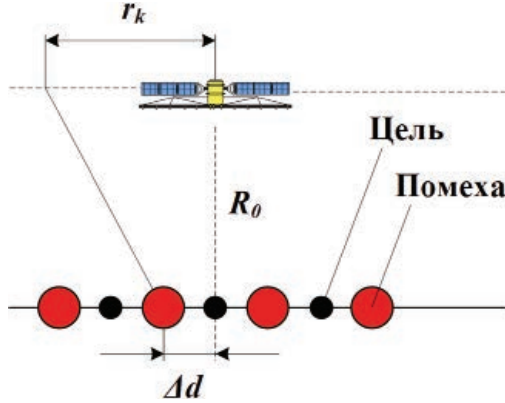


Рис. 7.15. Геометрия задачи

При записи наблюдаемых данных в виде (7.7.1) достаточной статистикой для обнаружения полезного сигнала является квадратичная форма

$$\alpha = Y^T \theta Y, \quad (7.7.4)$$

где $\theta = R_C^{-1} - R_{TC}^{-1}$ — весовая функция обработки,

$$R_{TC}^{-1} = \beta_T Q_T \beta_T^{*T} + R_N; \quad (7.7.5)$$

$$R_C^{-1} = \beta_C Q_C \beta_C^{*T} + R_N, \quad (7.7.6)$$

где R_{TC} и R_C — корреляционные матрицы вектора (7.7.1) при наличии и отсутствии полезного сигнала соответственно,

$$Q_T = \text{diag}(\sigma_{T_1}^2, \dots, \sigma_{T_n}^2); \quad (7.7.7)$$

$$Q_C = \text{diag}(\sigma_{C_1}^2, \dots, \sigma_{C_N}^2); \quad (7.7.8)$$

$$R_N = \sigma_N^2 E, \quad (7.7.9)$$

где $*$ — комплексное сопряжение;

T — знак транспонирования;

E — единичная матрица, без ограничения общности в дальнейшем считаем дисперсию шума $\sigma_N^2 = 1$.

Используя равенство Вудбери для определения оптимальной весовой функции, запишем выражение достаточной статистики в виде

$$\alpha = Z^T P Z, \quad (7.7.10)$$

где

$$P = (E + Q_T \beta_T^{*T} R_C^{-1} \beta_T)^{-1} Q_T; \quad (7.7.11)$$

$$R_C^{-1} = E - \beta_C (E + \beta_C Q_C \beta_C^{*T})^{-1} Q_C \beta_C^{*T}; \quad (7.7.12)$$

$$Z = Y^T R_C^{-1} \beta_T^* = Y^T X^* (d_i^T) - \sum_{l=1}^N \chi_{li} Y^T X^* (d_l^C); \quad (7.7.13)$$

$$\chi_{li} = \sum_{t=1}^n p_{lt} X^T (d_t^C) X^* (d_i^C), \quad (7.7.14)$$

где p_{lt} — элемент матрицы (7.7.11).

Структурная схема, реализующая оптимальный алгоритм (7.7.10), показана на рис. 7.16.

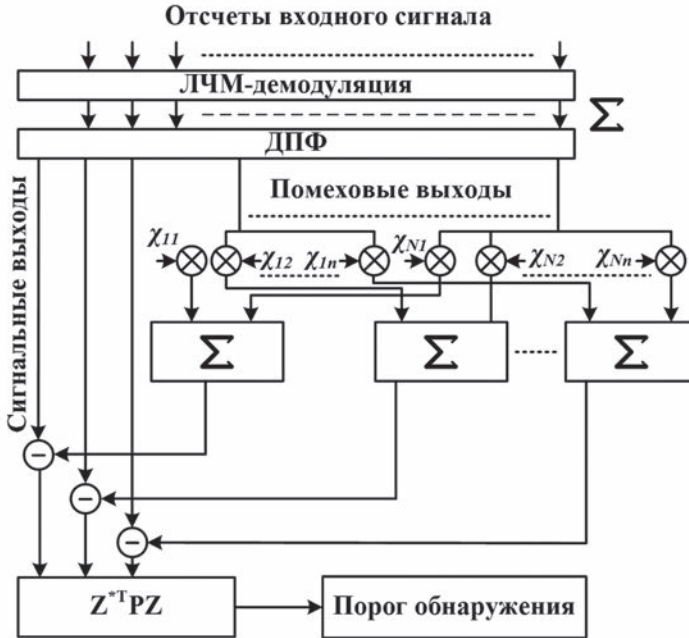


Рис. 7.16. Структурная схема оптимального алгоритма

Основная функциональная операция, входящая в (7.7.13):

$$Y^T X^* (d_i) = \sum_{k=1}^M \exp \left(-j \frac{4\pi}{\lambda R_0} d_i r_k \right) \quad (7.7.15)$$

представляет собой ЛЧМ-демодуляцию и дискретное преобразование Фурье, вычисляемое для пространственных частот $2d_i/\lambda R_0$, соответствующих всем элементам цели (помех).

7.7.2. Анализ алгоритма

Относительный выигрыш оптимальной обработки по сравнению с традиционной в РСА не позволяет оценить абсолютные значения характеристик обнаружения при многоэлементных источниках сигнала и помех. С другой стороны, точный расчёт названных характеристик связан со значительными вычислительными трудностями, возникающими при определении и интегрировании распределённой статистики (7.7.10). В связи с этим для оценки эффективности рассматриваемого алгоритма использована методика, основанная на границе Чернова [3], в соответствии с которой вероятности правильного обнаружения и ложной тревоги могут быть рассчитаны по формулам:

$$P_D = 1 - \exp \left[\gamma(v(s) + (1-s)\dot{v}(s) + 0,5(1-s)^2 \ddot{v}(s)) \right] \times \times \operatorname{erfc} \left[(1-s)\sqrt{\gamma\dot{v}(s)} \right]; \quad (7.7.16)$$

$$P_F = \exp \left[\gamma(v(s) + s\dot{v}(s) + 0,5s^2 \ddot{v}(s)) \right] \times \operatorname{erfc} \left[s\sqrt{\gamma\dot{v}(s)} \right], \quad (7.7.17)$$

где
$$v(s) = \ln \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \left[P \left(\frac{Y}{TG} \right) \right]^2 [P(Y/C)]^{1-s} dY, \quad (7.7.18)$$

$\dot{v}(s)$ и $\ddot{v}(s)$ — первая и вторая производные от (7.7.18);

$s = 0 \dots 1$ — фиктивный параметр;

γ — число независимых испытаний (практически для РСА — это количество используемых частот при много-частотном зондировании или число некогерентно суммируемых синтезированных изображений при частично когерентном режиме работы РСА), $P(Y/(T+C))$, $P(Y/C)$ — плотности вероятностей наблюдаемого вектора при наличии и отсутствии полезного сигнала.

Для случая, рассматриваемого в работе, выражение (7.7.18) имеет вид

$$v(s) = -0,5 \cdot \ln(\det(R_T) \cdot s + \det(R_C) \cdot (1-s)) + \\ + 0,5s \cdot \ln(R_T) + 0,5 \cdot (1-s) \cdot \ln(\det(R_C)). \quad (7.7.19)$$

По формулам (7.7.16) и (7.7.17) с учётом выражения (7.7.19) и его производных рассчитаны рабочие характеристики и характеристики обнаружения.

Рабочие характеристики, приведенные на рис. 7.17–7.19 построены для случая, когда имеется лишь одна цель и одна помеха, $\sigma_T^2 = \sigma_C^2 = \sigma_N^2 = 1$, а число периодов наблюдения $M = 1300$. На графиках также приведены рабочие характеристики для случаев отсутствия помехи и обработки, не использующей представленный в статье алгоритм.

На рис. 7.17 приведены кривые для различных значений расстояния между целью и помехой Δd при $\gamma = 1$. По графику видно, что обработка с применением описанного в статье алгоритма позволяет улучшить характеристики обнаружения даже при $\gamma = 1$. С увеличением расстояния между целью и помехой, начиная с 10 м, рабочая характеристика приближается к случаю, когда помеха отсутствует полностью.

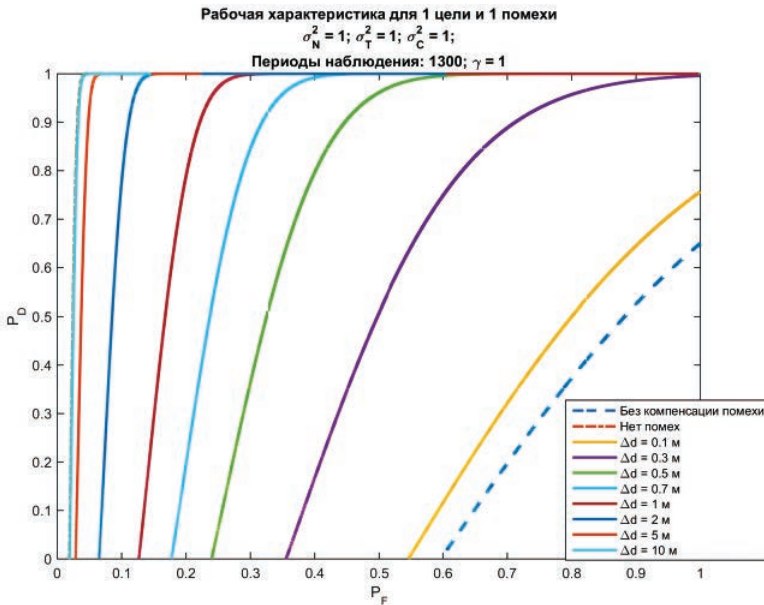


Рис. 7.17. Рабочие характеристики для переменного значения Δd

На рис. 7.18 и 7.19 приведены кривые для различных значений числа испытаний γ при $\Delta d = 20$ м для разных интервалов по оси абсцисс. С увеличением числа независимо проведенных испытаний γ характеристики обнаружения имеют существенный выигрыш в сравнении с обработкой без компенсации помех.

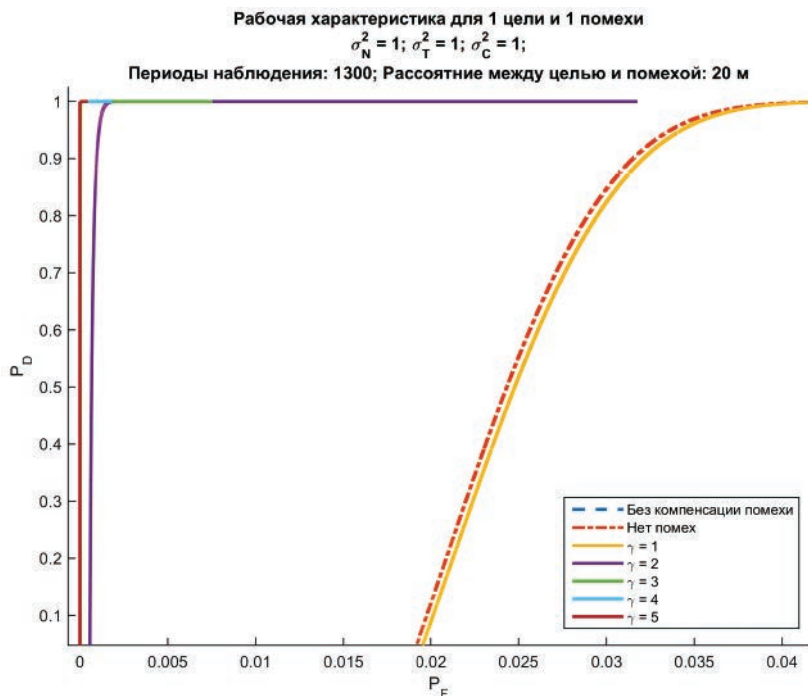
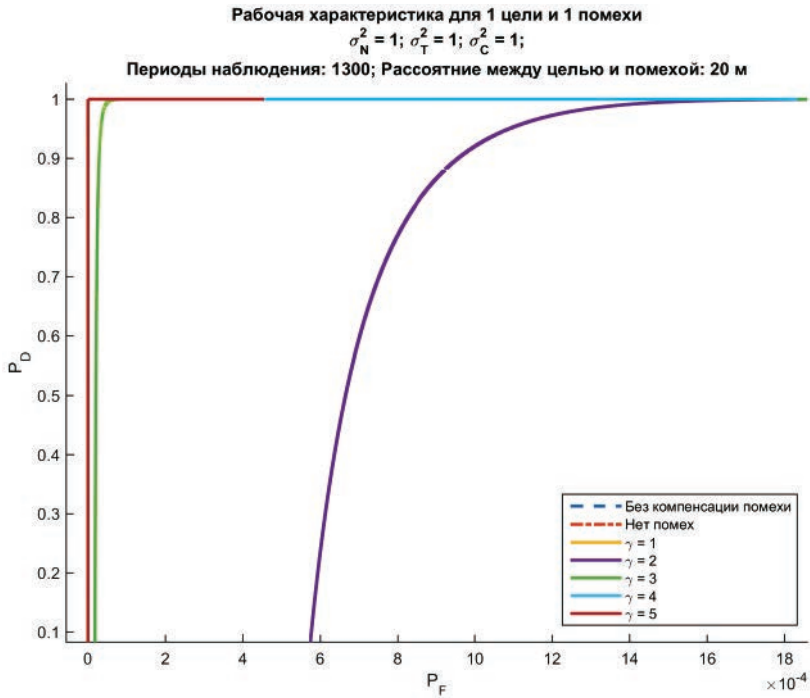


Рис. 7.18. Рабочие характеристики для переменного значения γ

Характеристики обнаружения многоэлементной цели ($n = 5$) на фоне многоэлементной помехи ($N = 5$) при $\sigma_N^2 = 1$, $\sigma_C^2 = \{0,1; 1; 0,1; 0,7; 0,5\}$, $M = 100$, $\gamma = 2$ для помеховых ситуаций с различными взаимными угловыми расположениями цели и помех (рис. 7.20) приведены на рис. 7.21. Из представленных кривых следует, что при большем пространственном разделении цели и помех алгоритм позволяет существенно повысить вероятность обнаружения цели.

Рис. 7.19. Рабочие характеристики для переменного значения γ

7.8. Интерферометрические РСА для измерения высот целей

Интерферометрическая РСА формирует два радиолокационных изображения с помощью антенн, разнесённых по высоте. Названные изображения сравниваются между собой для получения информации о высоте местности. Интерферометрические РСА могут быть выполнены на одном носителе с двумя антеннами (при этом карта высот формируется за один пролёт носителя РСА) или на одном носителе, но с формированием изображения за два пролёта над одним и тем же участком наблюдаемой поверхности.

Интерферометрические РСА с формированием изображения за два прохода обладают очевидным недостатком, связанным с необходимостью очень точно синхронизировать положения антенн и возможностью изменения состояния поверхности между пролётами, так как такое время может составлять часы и более.

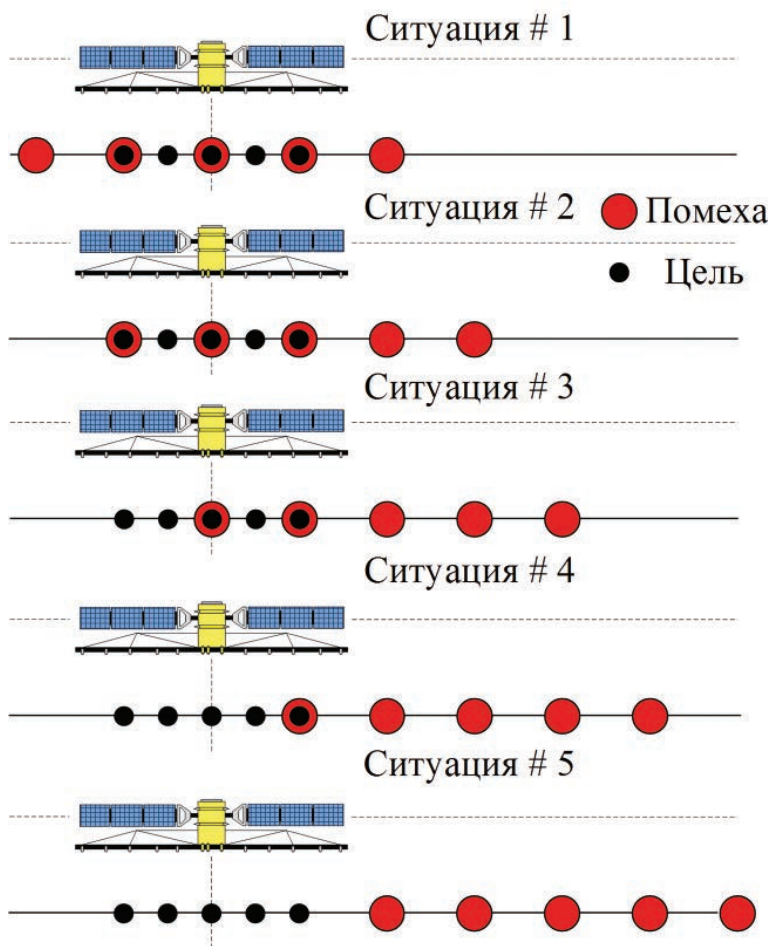


Рис. 7.20. Ситуации взаимного расположения многоэлементной цели и помех

В интерферометрических РСА, формирующих РЛИ за один пролёт состояние участка поверхности абсолютно одинаково, база (расстояние между антеннами) фиксирована и неизменна.

Для понимания теоретических основ работы интерферометрических РСА рассмотрим две антенны, разнесённые по вертикали на расстояние L . (рис. 7.22)

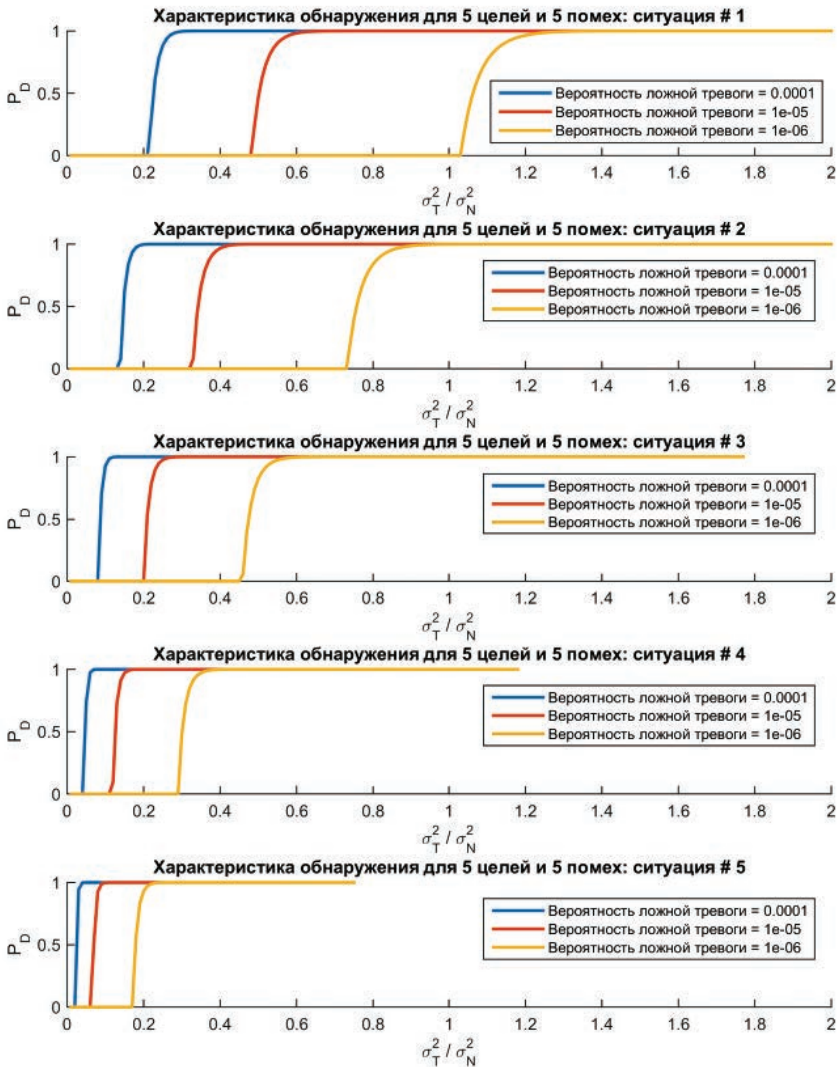


Рис. 7.21. Характеристики обнаружения многоэлементной цели

Определим оптимальный алгоритм определения высоты u по данным двух каналов приёма, разнесённых по вертикали на

величину L : Напряжения на входах названных каналов определяются выражениями:

$$u_{in}^1(t) = A_i^1 \cos \left[\omega_0 \left(t - \tau_{in}^1 \right) + \varphi_i^1 \right];$$

$$u_{in}^2(t) = A_i^2 \cos \left[\omega_0 \left(t - \tau_{in}^2 \right) + \varphi_i^2 \right],$$

где A_i^1, A_i^2 — амплитуды сигналов от i -й точки цели в первом и втором приёмниках, разнесённых по вертикали на расстояние L ;
 τ_{in}^1, τ_{in}^2 — запаздывания сигналов от i -й точки цели в первом и втором приёмниках в n -й точке траектории ЛА,
 φ_i^1, φ_i^2 — начальные фазы сигналов от i -й точки цели в первом и втором приёмниках.

Запишем выражения для запаздывания в первом и втором приёмниках:

$$\begin{aligned} \tau_{in}^1 &\approx \frac{2}{c} \sqrt{R_\Gamma^2 + (H - h_i)^2 + (nvT - x_i)^2} = \\ &= \frac{2}{c} \sqrt{R_\Gamma^2 + H^2 - 2Hh_i + h_i^2 + (nvT)^2 - 2x_i(nvT) + x_i^2} \approx \\ &\approx \frac{2R}{c} \left(1 - \frac{Hh_i}{R^2} + \frac{(nvT)^2}{2R^2} - \frac{x_i(nvT)}{R^2} \right); \end{aligned} \quad (7.8.1)$$

$$\begin{aligned} \tau_{in}^2 &\approx \frac{2}{c} \sqrt{R_\Gamma^2 + (H + L - h_i)^2 + (nvT - x_i)^2} = \\ &= \frac{2}{c} \sqrt{R_\Gamma^2 + H^2 - 2H(L - h_i) + (L - h_i)^2 + (nvT)^2 - 2x_i(nvT) + x_i^2} \approx \\ &\approx \frac{2R}{c} \left(1 - \frac{Hh_i}{R^2} - \frac{Lh_i}{R^2} + \frac{(nvT)^2}{2R^2} - \frac{x_i(nvT)}{R^2} \right), \end{aligned} \quad (7.8.2)$$

где x_i — координата точки цели, которую в дальнейшем считаем равной 0;

множитель $\frac{(nvT)^2}{2R^2}$ — компенсируется при обработке (традиционная ЛЧМ-демодуляция отражённых сигналов в РСА)

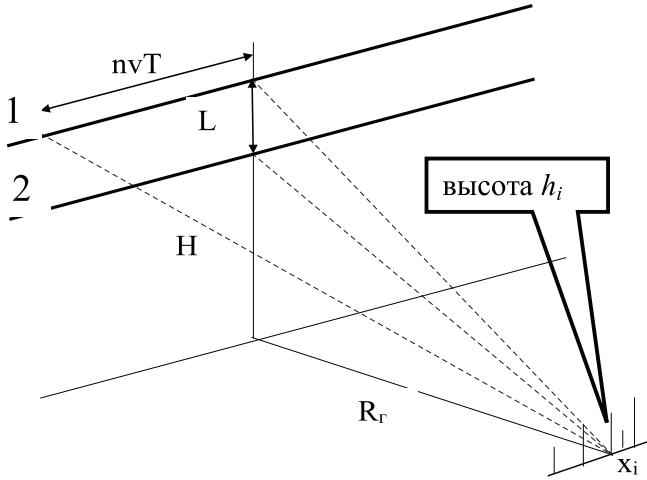


Рис. 7.22. Траектории интерферометрической PCA

С учётом выражений (7.8.1) и (7.7.2) комплексные амплитуды сигналов, принимаемых первым и вторым приёмниками имеют вид:

$$\dot{V}_1 = \dot{A}_1 e^{-j \frac{4\pi}{\lambda R} h H} + \dot{B}_1; \quad (7.8.3)$$

$$\dot{V}_2 = \dot{A}_2 e^{-j \frac{4\pi}{\lambda R} h H - j \frac{4\pi}{\lambda R} h L} + \dot{B}_2, \quad (7.8.4)$$

где $\dot{A}_1 = A_1 e^{j\varphi_1}$, $\dot{A}_2 = A_2 e^{j\varphi_2}$ – комплексные амплитуды сигналов, отражённых от точки поверхности, имеющей высоту h ;

\dot{B}_1 , \dot{B}_2 – комплексные амплитуды шума с нулевыми математическими ожиданиями и дисперсиями σ_w^2 .

В дальнейшем считаем $\dot{A}_1 \approx \dot{A}_2$, так как дальности до точки цели и ракурсы её наблюдения практически одинаковы $L \ll R$.

Для получения оптимального алгоритма оценивания высоты точки цели h запишем функцию правдоподобия:

$$W\left(\frac{h}{\dot{V}_1, \dot{V}_2}\right) = \frac{1}{2\pi |\Phi|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2} \dot{V}^{*T} \Phi^{-1} \dot{V}}, \quad (7.8.5)$$

где
$$\dot{V} = \begin{pmatrix} \dot{V}_1 \\ \dot{V}_2 \end{pmatrix}; \quad (7.8.6)$$

$$\Phi = M(\dot{V}V^{*T}) = M \begin{pmatrix} |V_1|^2 & V_1V_2^* \\ V_1^*V_2 & |V_2|^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_c^2 + \sigma_{\text{ш}}^2 & \sigma_c^2 \rho^* \\ \sigma_c^2 \rho & \sigma_c^2 + \sigma_{\text{ш}}^2 \end{pmatrix}; \quad (7.8.7)$$

где
$$\rho = \exp\left(-j \frac{4\pi}{\lambda R} hL\right).$$

После подстановки (6) и (7) в (5), получаем:

$$W\left(\frac{h}{\dot{V}_1, \dot{V}_2}\right) = \frac{1}{2\pi\sqrt{2\sigma_c^2\sigma_{\text{ш}}^2 + \sigma_{\text{ш}}^4}} \times \\ \times \exp\left\{-\frac{1}{2} \frac{(\sigma_c^2 + \sigma_{\text{ш}}^2)[|V_1|^2 + |V_2|^2 - \sigma_c^2(\dot{V}_1V_2^*\rho + V_1^*V_2\rho)]}{2\sigma_c^2\sigma_{\text{ш}}^2 + \sigma_{\text{ш}}^4}\right\}. \quad (7.8.8)$$

Для отыскания оптимального решения рассмотрим слагаемое в показателе, зависящее от ρ :

$$\begin{aligned} \dot{V}_1V_2^*\rho + V_1^*V_2\rho &= 2\operatorname{Re}V_1^*V_2\rho = 2\operatorname{Re}V_1^*V_2 \exp\left(-j \frac{4\pi}{\lambda R} hL\right) = \\ &= \operatorname{Re}\left\{V_{12}^*V \left(\cos \frac{4\pi}{\lambda R} hL + j \sin \frac{4\pi}{\lambda R} hL\right)\right\} = \\ &= \operatorname{Re}V_1^*V_2 \cos \frac{4\pi}{\lambda R} hL - \operatorname{Im}V_1^*V_2 \cos \frac{4\pi}{\lambda R} hL. \end{aligned} \quad (7.8.9)$$

Дифференцируя по h и приравнявая результат к 0, получаем выражение:

$$\operatorname{tg} \frac{4\pi}{\lambda R} hL = \frac{\operatorname{Im}V_1^*V_2}{\operatorname{Re}V_1^*V_2}. \quad (7.8.10)$$

Отсюда следует, что оптимальная оценка высоты данной точки поверхности определяется из выражения:

$$\hat{h} = \frac{\lambda R}{4\pi L} \arg \operatorname{tg} \frac{\operatorname{Im}V_1^*V_2}{\operatorname{Re}V_1^*V_2}.$$

Нетрудно проверить, что мы действительно получаем несмещённую асимптотически эффективную оценку высоты отдельной точки поверхности. Структурная схема алгоритма обработки показана на рис. 7.23.

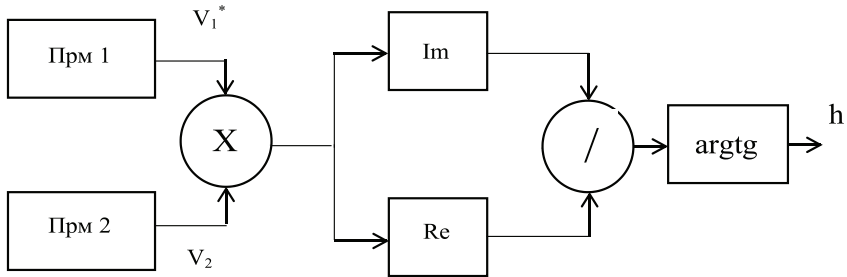


Рис. 7.23. Блок-схема алгоритма оценки высоты элемента поверхности

7.9. Литература к главе 7

1. Большаков И.А. Статистические проблемы выделения потока сигналов из шума / И.А. Большаков. М.: Сов. радио 1969. 464 с.
2. Доросинский Л.Г. Измерение общегрупповых параметров потока сигналов / Л.Г. Доросинский, С.П. Литвиненко, Л.Н. Шалимов // Естественные и технические науки. №4(54). М., 2011.
3. Прэтт У.К. Цифровая обработка изображений / У.К. Прэтт. М.: Мир, 982 с.
4. Денисов Д.А. Сегментация изображений на ЭВМ / Д.А. Денисов, В.А. Низовкин // Зарубежная радиоэлектроника. 1985. № 10. С. 5-30.
5. Розенфельд А. Сегментация и модели изображений / А. Розенфельд, Л.С. Де йвис. ТИИЭР. 1979. Т. 67. № 5. С. 9-39.
6. Джайн А.К. Успехи в области математических моделей для обработки изображений / А.К. Джайн. ТИИЭР. 1981. т. 69. № 5. С. 9-39.
7. Террайн Ч.У. Алгоритмы анализа изображений, основанные на статистических моделях / Ч.У. Террайн, Т.Ф. Куатьери, Д.Е. Даржон. ТИИЭР. 1986. т. 72. № 4. С. 4-26.
8. Методы сегментации изображений / под ред. П.А. Бакута, В.Г. Лабунца. Тематический обзор. ч. 1. Изд-во УПИ им. С.М. Кирова. 1986. 127 с.

9. Бакут П.А. Сегментация изображений: методы выделения границ областей / П.А. Бакут, Г.С. Колмогоров // Зарубежная радиоэлектроника. 1987. № 10. С. 25-47.

10. A surweg thresholding techniques / Sahoo P.K., Soltani S., Wong A.K.S., Cher Y.C. // Comput Vision, Craphics and Image Processing. 1988. 41. № 2. P. 233-260.

11. Kundi Amlan, Mitza Sanjwet K. A new algorithm for image edge extraction using a statistical classifier approach // IEEE Trans.Pattern Anal, and Mach. Lntell 1987. т. 9. № 4. P. 569-577.

12. Wang Davig L. Knowledge based object detection us images // ICASSP – 87, Proc. Int. Conf. Acoust., Speech and Signal Process., Dallas, Tex., Apr. 6-9, 1987, vol. 1. New York. 1987. P. 269-272.

13. Доросинский Л.Г. Анализ адаптивного алгоритма обнаружения контуров на малококонтрастных радиолокационных изображениях / Л.Г. Доросинский, Т.М. Лысенко // Исследование земли из космоса.1988. № 2. С. 99-103.

14. Доросинский Л.Г. Выбор метода совместного измерения угловых координат нескольких источников излучения / Л.Г. Доросинский. Радиотехника. 1987. № 11. С. 43-45.

15. Kobernichnko V.G. Sosnovsky A.V. Coherence estimation in interferometric SAR data processing. 24th International Crimean Conference Microwave & Telecommunication Technology, September 7-13, 2014, Sevastopol, Crimea, Russia, vol. 2, P. 1153-1154.

16. Sosnovsky A.V. A phase unwrapping algorithm for InSAR data processing. 24th International Crimean Conference Microwave & Telecommunication Technology, September 7-13, 2014, Sevastopol, Crimea, Russia, vol.2, P. 1155-1156.

17. Dorosinskiy L.G. The research of the distributed objects' radar image recognition algorithms. Applied and Fundamental Studies. Proceedings of the 2st International Academic Conference. March 8-10, 2013, St. Louis, Missouri USA, vol. 1. P. 211-214.

18. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА, формируемых в РСА монография – М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2017. – 212 с.

19. Доросинский Л.Г., Трухин М.П. Приём и обработка сигналов от сложных целей: монография. – М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2018. – 264 с.

8. СОВМЕЩЕНИЕ И ОБЪЕДИНЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ

8.1. Введение

При многопозиционном зондировании, наблюдении поверхности совокупностью спутников в один или разные моменты времени требуется пространственное совмещение изображений, полученных в разное время или с помощью разных датчиков. Совмещение изображений — это процесс точного сопоставления пикселей двух наборов данных одним и тем же точками земной поверхности. При этом абсолютные координаты пикселей, совмещенных друг относительно друга изображений, могут оставаться неизвестными. Более точный результат совмещения изображений можно получить, если предварительно устранить на них искажения, связанные с датчиком и орбитой. Совмещенные изображения можно объединять различными способами, которые позволяют упростить получение информации. В частности, объединение изображений используется при создании цифровых моделей рельефа по стереопарам снимков и для комбинирования изображений с различными уровнями пространственного и спектрального разрешения.

8.2. Процедура совмещения изображений

Существует несколько способов съемки территории с наложением снимков:

- повторная съемка одним и тем же датчиком с одного витка орбиты ИСЗ или с разных витков со смещением оси съемки от направления на надир;
- съемка с соседних витков орбиты одним и тем же датчиком с интервалом несколько дней;
- съемка с помощью аппаратуры, установленной на разных ИСЗ;
- съемка с помощью как космических, так и воздушных летательных аппаратов [2–3].

Для совмещения изображений требуется определить преобразование координат, которое связывало бы координаты пикселей (строку и столбец) разных снимков между собой или с координатами общего репера. Такое преобразование можно найти с помощью нескольких наземных контрольных точек (НКТ). Обычно этих данных

достаточно для совмещения космических снимков областей с небольшими или умеренными перепадами контраста, однако в этом случае определение и измерение наземных контрольных точек приходится выполнять вручную, что совершенно неэффективно в условиях создания коммерческой продукции. Кроме того, топографические изменения на космических и аэрофотоснимках высокого разрешения имеют пространственные частоты, которые, как правило, слишком велики для точного моделирования местности с помощью глобальных полиномов. Таким образом, необходимо найти способы, которые позволили бы повысить плотность НКТ и использовать модели более низкого порядка, например, основанные на сплайн-интерполяции.

8.3. Автоматизированное определение положения контрольных точек

Автоматизированное определение положения НКТ на двух изображениях осуществляется в два этапа. Сначала из каждого изображения извлекается информация о пространственных объектах, а затем эти объекты объединяются попарно путем сопоставления. При этом используются объекты различных типов, в частности точки, линии и области. Результат этого процесса частично зависит от схожести представления объектов на двух снимках. Временные различия, разные углы съемки и разные характеристики датчиков — все это может отрицательно повлиять на определение НКТ.

Для автоматизированного совмещения двух радиолокационных изображений можно использовать небольшие участки земной поверхности — реперы. Поскольку координатное смещение при этом определяется на основе взаимной пространственной корреляции объектов, указывать точное положение соответствующих реперов на обоих снимках не требуется. Реперы должны иметь небольшой размер, чтобы для их совмещения достаточно было простого смещения системы координат без внутренних деформационных преобразований. По величине смещения для разных пар реперов определяются глобальные преобразования — общий поворот, сдвиг и другие относительные деформации между снимками.

Для определения НКТ на двух снимках один из них выбирают в качестве опорного и выделяют на нем целевой репер T размером $N \times N$, а на втором снимке — поисковый репер размером $M \times M$, $M > N$.

Затем целевой репер перемещают по центральной части поисковой области размером $L \times L$ (рис. 8.1) и перемножают два массива значений пикселей с суммированием результатов для каждого смещения целевого репера (i, j) . Полученный в результате этой процедуры показатель пространственного сходства описывается следующей формулой:

$$\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N T_{mn} S_{i+m, j+n}. \quad (8.3.1)$$

Целевая и поисковая области не обязательно должны быть квадратными. Единственное требование состоит в том, чтобы поисковая область была больше целевой. Для предотвращения пиков ложной корреляции, возникающих из-за изменения значений пикселей в поисковой области, и вычисления нормированной взаимной корреляции данный показатель обычно нормируется следующим образом:

$$R_{ij} = \left[\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N T_{mn} S_{i+m, j+n} \right] / K_1 K_2, \quad (8.3.2)$$

где

$$K_1 = \left[\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N T_{mn}^2 \right]^{1/2} \text{ и } K_2 = \left[\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N S_{i+m, j+n}^2 \right]^{1/2}. \quad (8.3.3)$$

На рис. 8.1 сверху приведена целевая область размером 5×5 пикселей и поисковая область размером 9×9 пикселей. Корреляция массивов значений пикселей вычисляется путем перемещения целевого репера по поисковой области и расчета показателя сходства по формуле (7.3.2) при каждом допустимом значении смещения целевого репера (показаны только первые два варианта, толстыми линиями выделена область допустимых вариантов смещения размером $L \times L$ пикселей). В данном примере значения N и L равны пяти. В нижней части приведено изображение с искажениями, которое необходимо совместить с опорным. Для определения преобразования координат искаженного изображения, при котором достигается максимальная взаимная корреляция, используется три репера. При этом допустимы дробные значения строк и столбцов. Кресты на изображениях обозначают местоположение соответствующих НКТ, которые можно использовать для определения глобального аффинного преобразования.

Нормировка (8.3.2) позволяет устранить любое локальное различие коэффициентов усиления на двух РЛИ и таким образом увеличить их сходство. Так как значение K_1 не зависит от величины

смещения целевой области, его можно не учитывать при поиске максимальной относительной корреляции. Чтобы повысить точность определения точки максимальной корреляции двух реперов, можно перейти на субпиксельный уровень, интерполируя значения пикселей в пределах площадки $L \times L$. Поскольку при расчете выражения (8.3.2) используется локальная система координат (т.е. координаты (m, n) определяются в каждой из реперных областей относительно одного и того же пиксела), в последующем необходимо перейти к «глобальным» системам отсчета исходных изображений.

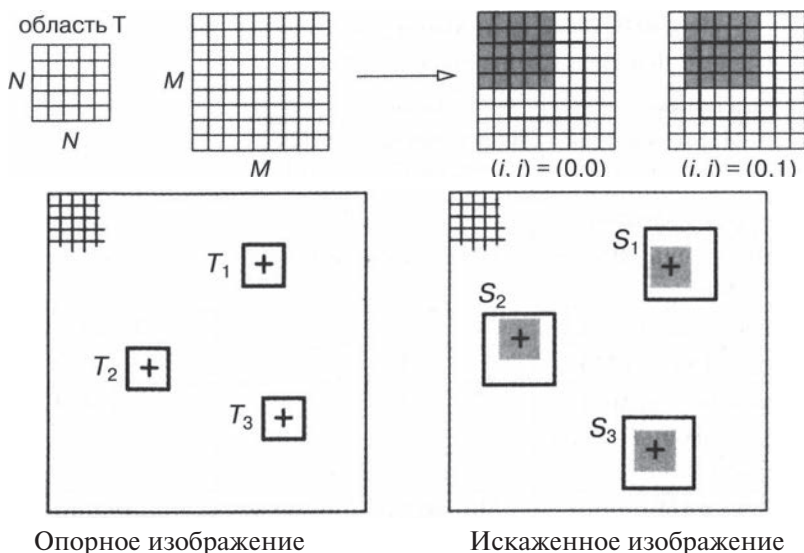


Рис. 8.1. Площадная корреляция для совмещения изображений.

Иногда в качестве меры сходства двух реперов используют коэффициент их взаимной корреляции, который можно получить, если из каждого значения пиксела в формуле (8.3.2) вычесть соответствующее среднее значение для данной реперной области.

$$r_{ij} = \frac{\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N (T_{mn} - \mu_T) (S_{i+m, j+n} - \mu_S)}{\left[\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N (T_{mn} - \mu_T)^2 \right]^{1/2} \left[\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N (S_{i+m, j+n} - \mu_S)^2 \right]^{1/2}}. \quad (8.3.4)$$

Этот способ позволяет устранить все различия между локальными смещениями на двух изображениях.

8.4. Объединение изображений

8.4.1. Объединение изображений в пространстве признаков

Многоспектральный данные можно преобразовать к координатам нового пространства, в котором каждое изображение будет соответствовать некоторой независимой компоненте, например, первой главной компоненте PC_1 при преобразовании к главным компонентам (РСТ) или интенсивности при преобразовании цветового пространства (CST) к компонентам «тон», «насыщенность», «интенсивность» (НВ). При использовании методов объединения в новом пространстве признаков, эта компонента заменяется изображением с более высоким разрешением, после чего выполняется обратное преобразование в пространство исходных данных.

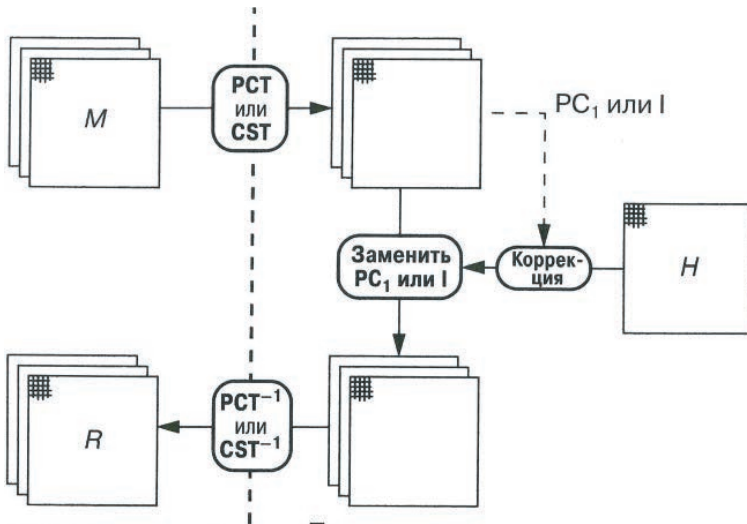


Рис. 8.2. Объединение изображений с помощью замены одной из компонент в пространстве признаков, в данном случае – либо первой главной компоненты (РСД, либо компоненты интенсивности (Г)). Многозональное изображение M предварительно было совмещено с изображением высокого разрешения H

В обоих случаях важно, чтобы исходная и новая компоненты были радиометрически сопоставимы. По этой причине в схему объединения изображений на рис. 8.2 включена радиометрическая

коррекция, для которой можно использовать, например, простое минимаксное растяжение диапазона значений пикселей. Однако при сильном различии гистограмм двух изображений этого может оказаться недостаточно. В этом случае лучший результат дает референтное растяжение кумулятивной гистограммы, которое частично компенсирует слабую корреляцию между исходной и новой компонентой с высоким разрешением.

8.4.2. Объединение изображений в пространственной области

Основная идея предлагаемого метода состоит в том, чтобы передать высокочастотное содержание изображения с высоким разрешением изображению с низким разрешением. Для того чтобы смоделировать каналы с низким разрешением, было выполнено пространственное усреднение данных в каналах 1 и 4 аппаратуры Landsat MSS (разрешение 80 м) с последующим уменьшением интервала дискретизации до 240 или 400 метров. Затем проводилась повторная дискретизация полученных данных до исходного интервала 80 метров, после чего они были объединены с каналом 2 (наземный интервал дискретизации 80 метров) с помощью следующей попиксельной операции:

$$R_{ijk} = M_{ijk} + HPF[H_{ij}], \quad (8.4.1)$$

где R_{ijk} — композитный (объединенный) снимок в канале k ;
 M_{ijk} — изображение низкого разрешения в канале k с той же дискретизацией, что и у снимка с высоким разрешением;
 $HPF[H_{ij}]$ — высокочастотная компонента снимка H_{ij} (снимка с высоким разрешением, в данном случае — в канале 2).

Хотя композитное цветное изображение, составленное из R_{ij1} , R_{ij4} и M_{ij2} , визуально выглядело более четким, чем композитное изображение, сформированное в результате объединения ухудшенных каналов 1 и 4 с исходным каналом 2, в местах с отрицательной корреляцией этих каналов с каналом 2, наблюдались значительные артефакты, особенно заметные на границе растительного покрова. Для улучшения объединения в таких областях использовалась эвристическая, изменяющаяся в пространстве, мультипликативная весовая функция K_{ijk} .

$$R_{ijk} = M_{ijk} + K_{ijk} HPF[H_{ij}]. \quad (8.4.2)$$

8.4.3. Модуляция высоких частот

В алгоритме модуляции высоких частот (МВЧ) для получения улучшенного изображения в канале k панхроматический снимок H попиксельно умножается на изображение с низким разрешением M , после чего полученный результат нормируется на низкочастотную компоненту панхроматического снимка ($LPF[H]$):

$$R_{ijk} = \frac{M_{ijk} H_{ij}}{LPF[H_{ij}]}. \quad (8.4.3)$$

Таким образом, при использовании данного алгоритма предполагается, что улучшенное (более четкое) изображение в канале k просто пропорционально в каждой точке соответствующему снимку высокого разрешения. Вводя коэффициент пропорциональности K_{yk} :

$$K_{ijk} = \frac{M_{ijk}}{LPF[H_{ij}]} \quad (8.4.4)$$

преобразуем формулу (8.7) к виду;

$$R_{ijk} = K_{ijk} H_{ij}. \quad (8.4.5)$$

Разложим снимок на две составляющие с разными пространственными частотами:

$$H_{ij} = LPF[H_{ij}] + HPF[H_{ij}]. \quad (8.4.6)$$

Перепишем выражение (7.9) следующим образом:

$$\begin{aligned} R_{yk} &= M_{yk} \left(LPF[H_y] + HPF[H_y] \right) / LPF[H_y] = \\ &= M_{yk} \left(\left(1 + HPF[H_y] \right) / LPF[H_y] \right) = \\ &= M_{yk} + K_{yk} HPF[H_y]. \end{aligned} \quad (8.4.7)$$

Равенство (8.4.7) совпадает с формулой (8.4.2) с точностью до весовой функции K_{yk} , которая определяется выражением (8.4.4). Таким образом, метод модуляции высоких частот эквивалентен модификации изображения M с усилением высоких частот, при котором высокочастотные составляющие берутся из изображения с более высоким разрешением H и умножаются на весовую функцию K .

8.4.4. Многомасштабное объединение

Естественным применением многомасштабных методов является объединение снимков с различным разрешением. В частности, вейвлет-преобразование использовалось для объединения панхроматических и многоспектральных снимков SPOT, а также снимков Landsat TM и панхроматических снимков SPOT. В первом случае к кумулятивной гистограмме панхроматического канала трижды применялась процедура референтного растяжения, необходимая для выравнивая этой гистограммы с гистограммами изображений, полученных в трех каналах многоспектральной съемки. Для каждого из модифицированных панхроматических изображений рассчитывалось вейвлет-преобразование, три высокочастотные компоненты которого использовались вместе с исходным снимком низкого разрешения (20 метров) в качестве элементов разложения первого уровня. Из-за уменьшения частоты дискретизации при вейвлет-преобразовании разрешение высокочастотных компонент также равнялось 20 метрам. На следующем шаге выполнялось обратное вейвлет-преобразование, в результате которого были реконструированы три изображения в спектральных каналах с наземным уровнем дискретизации 10 метров. Аналогичный подход использовался для объединения панхроматического снимка SPOT с многоспектральными снимками TM. Различие состояло лишь в том, что для обоих изображений строилась пятиуровневая вейвлет-пирамида (после совмещения и приведения к одному наземному интервалу дискретизации), на верхнем уровне которой все данные SPOT заменялись данными TM. Оба рассмотренных метода аналогичны методу модуляции высоких частот, в котором вейвлет-алгоритм используется для проведения повторной дискретизации.

8.4.5. Примеры объединения изображений

Рассмотрим методику объединения изображений в спектральной области на примере снимков г. Меса, шт. Аризона, полученных с помощью аппаратуры АИ 27 июля 2001 года. Поскольку диапазон панхроматического канала АИ не охватывает ближнюю инфракрасную зону, композитное изображение в естественных цветах должно

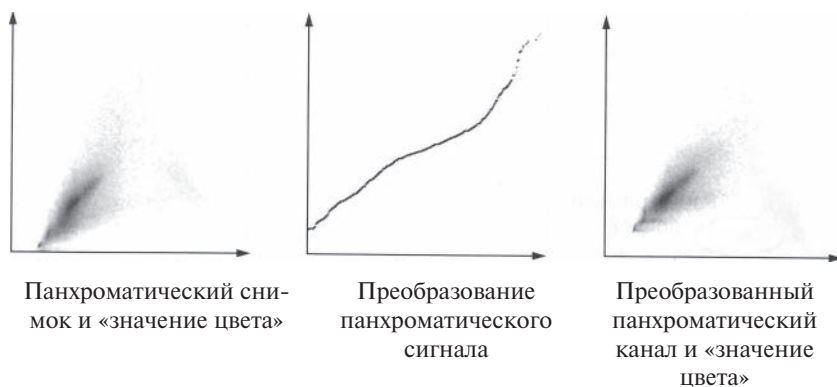
подходить для объединения лучше, чем псевдоцветное изображение, включающее ИК-диапазон. Для преобразования данных, полученных в каналах 3, 2 и 1 аппаратуры АИ (соответствующих каналам ТМ 3, 2 и 1), в компоненты тона, насыщенности и значения цвета использовалось преобразование шестиугольной пирамиды. Затем, с помощью референтного растяжения кумулятивной гистограммы, панхроматический снимок приводился в соответствие с компонентой «значение цвета» (рис. 8.3). Преобразование значений пикселей было незначительным, так как два изображения уже обладали хорошей корреляцией. Наконец, выполнялось обратное преобразование цветового пространства, состоящего из компонент тона, насыщенности и панхроматической составляющей. В результате было получено объединение панхроматического и видимого каналов с наличием небольших артефактов.

Методы объединения изображений в пространственной области (алгоритм модуляции высоких частот и итерационный алгоритм повышения резкости изображений) дают сравнимые результаты, но визуально изображение, полученное итерационным методом, кажется более четким. На сегодняшний день в научной литературе отсутствуют результаты тщательного сравнительного анализа этих двух методов.

Подводя итоги, подчеркнем, что для улучшения качества композитных изображений следует обратить внимание на следующее.

- Для уменьшения факторов, связанных с особенностями сцены съемки, снимки должны быть получены с небольшим временным интервалом, а рельеф не должен быть слишком сложным.
- Для уменьшения влияния факторов, связанных с датчиками, спектральные характеристики снимка с высоким разрешением должны быть максимально похожи на спектральные характеристики заменяемой компоненты с низким разрешением.

Для устранения остаточных радиометрических артефактов изображение с высоким разрешением должно быть глобально согласовано по контрастности с заменяемой компонентой. Это можно реализовать с помощью относительной радиометрической калибровки двух датчиков или с помощью референтного растяжения кумулятивной гистограммы одного из изображений.



«Значение цвета» (АИ 3:2: 1)



Панхроматический снимок



Панхроматический снимок

Рис. 8.3. Диаграмма рассеяния, построенная для исходного панхроматического снимка и компоненты «значение цвета» в видимом диапазоне (каналы 3, 2 и 1), указывает на высокую корреляцию этих изображений ($p = 0,817$).

Референтное растяжение кумулятивной гистограммы панхроматического снимка приводит к небольшому увеличению корреляции ($p = 0,828$). Единственное видимое изменение панхроматического снимка после его согласования — это уменьшение контрастности в диапазоне малых и средних значений пикселей

Перечисленные факторы становятся менее важными, если объединяются снимки, соответствующие физически разным частям спектра. В этом случае отпадает необходимость заранее принимать во внимание их возможную радиометрическую корреляцию. Например, объединение снимков низкого разрешения, полученных в тепловом диапазоне, со снимками высокого разрешения, полученными в видимой части спектра, позволяет получить информацию, которая оказывается существенной для их интерпретации. В этом случае особенно эффективным является преобразование трех каналов многоспектрального снимка в компоненты цветового пространства с последующей заменой компоненты «тон» на изображение, полученное в тепловом инфракрасном диапазоне,

В рассмотренных выше примерах объединение изображений выполняется, как правило, с целью улучшения визуализации разнородных наборов данных. Объединение таких данных для извлечения из них количественной информации является намного более сложной задачей.

8.5. Литература к главе 8

1. Шовенгердт Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. М.: Техносфера, 2010. — 560 с.
2. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА, формируемых в РСА монография — М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2017. — 212 с.
3. Доросинский Л.Г., Трухин М.П. Приём и обработка сигналов от сложных целей: монография. — М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2018. — 264 с.

9. ТЕМАТИЧЕСКАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ

9.1. Введение

Тематическая классификация является тем процессом, который используют для получения из снимка тематических карт [1]. Традиционно тематическая классификация снимка включает в себя несколько этапов (см. рис. 9.1)

Выделение признаков — преобразование многоспектрального снимка с помощью пространственного или спектрального преобразования в характерные признаки изображения. Этот этап является необязательным, так как многоспектральный снимок может быть при желании использован напрямую.

Обучение — выбор пикселей для обучения классификатора распознаванию требуемых тем или классов, а также для определения границ решения, которые сегментируют пространство признаков в соответствии со свойствами обучающих пикселей. Этот этап либо контролируется аналитиком с помощью реализуемого компьютером алгоритма, либо осуществляется автоматически (непараметрическое «обучение без учителя»).

Маркировка — применение границ решения пространства признаков к снимку в целом для маркировки всех пикселей. Если обучение было контролируемым, то метки уже привязаны к областям пространства признаков; если же оно было неконтролируемым, тогда аналитик должен будет на этом этапе присвоить метки этим областям. Окончательная карта содержит по одной метке для каждого пикселя.

Конечным результатом является преобразование данных цифрового снимка в описательные метки, которые распределяют по категориям различные материалы поверхности или определенные условия. В результате маркировки мы предположительно преобразовали исходные данные в форму, которая имеет информационную величину.

Одновременно с классификацией происходит существенное уменьшение количества данных; многоспектральное изображение, состоящее из нескольких сотен полос, по крайней мере, с 8 бит/пиксел/полосу, уменьшается до размеров карты, состоящей всего лишь из дюжины или около того меток

категорий². Карту поэтому можно сохранить с использованием двоичного кодирования как файл с одной полосой и менее чем 8 битами/пиксел [1–3].



Рис. 9.1. Поток данных в процессе классификации

² Некоторые сложные и подробные картографические проекты могут привлекать до 30–40 категорий для одной базы данных, но это бывает относительно редко.

9.2. Понятие сходства

Сходство между пикселями или группами пикселей является основным понятием во многих алгоритмах обработки снимков. Например, при проведении классификации мы хотим пометить области на поверхности Земли, которые имеют сходные физические характеристики. Осуществляется это группировкой данных со сходными характеристиками, а именно с характерными особенностями класса. Поэтому основным вопросом является: насколько хорошо эти характерные особенности класса на снимке отвечают физическим характеристикам этого класса, которые фактически отличают одну категорию от другой? Примером подобного типа семантических проблем является дилемма, возникающая при нанесении на карту классов городского землепользования, которая состоит в выборе между «городским жилищем» и «легким промышленным зданием». Обычно эти классы состоят из нескольких типов почвенно-растительного покрова (таких как растительность, искусственные дороги и различных типов кровельных покрытий), каждый со своим отличительным спектральным признаком. Поэтому внутри заданной зоны землепользования могут встречаться несколько спектральных классов, что приводит к появлению неоднородных спектральных признаков, чьи характеристики зависят от пропорции каждой компоненты почвенно-растительного типа поверхности, которые, в свою очередь, изменяются от пикселя к пикселу. Таким образом, для землепользовательского картирования мы должны найти более сложные связи между физическими измерениями, элементным многоспектральным снимком и представляющими интерес классами карт. Иногда данных дистанционного зондирования недостаточно для этой задачи и требуется привлечение дополнительной, так называемой вспомогательной информации.

Из обсуждений и примеров, приведенных в предыдущих главах, ясно, что спектральный параметр материала данной поверхности не характеризуется единственным, детерминированным спектральным вектором, а скорее всего, распределением векторов. На рис. 9.2 приведены два возможных случая для плотности распределения обучающих данных из трех классов. В большой степени наша возможность произвести точную классификацию данного снимка определяется степенью перекрытия характеристик класса. Оптимальный компромисс может быть получен с помощью классификатора максимального

правдоподобия или классификатора Бейеса, который минимизирует суммарную погрешность классификации, если наша оценка распределений базовой вероятности является правильной. В другом подходе принимается тот факт, что характеристики класса перекрываются. Это выражается как правдоподобие членов в каждом классе, то есть в виде нечеткой классификации, которая будет объяснена далее.

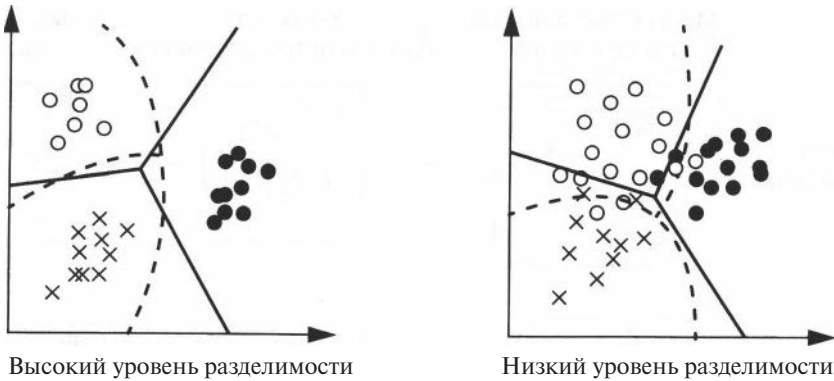


Рис. 9.2. Два возможных набора обучающих данных для трех классов в пространстве признаков и возможные границы решения для разделения классов

9.3. Сравнение жесткой и мягкой классификации

Понятие тематической карты, традиционно используемое в географии, геологии и других разделах науки о Земле, предполагает, что каждый участок поверхности Земли можно пометить как принадлежащий к одной, и только к одной категории. Подобная дискретная категоризация удобна и привлекательна своей простотой, но не может быть вполне точным описанием действительно существующего пейзажа и фактически несовместима с природой цифровых данных, получаемых при дистанционном зондировании с высоким разрешением.

Дистанционное зондирование в действительности предполагает непрерывную функцию присвоения меток с числом 2^{QK} возможных категорий для данных с Q битами на пиксел для одной полосы при наличии K -полос. Когда это почти непрерывное пространство измерений сжимается с помощью классификации всего до нескольких дискретных меток, то мы в результате пренебрегаем большим

количеством информации, содержащейся в данных для того, чтобы получить относительно упрощенную тематическую карту³.

Большинство алгоритмов классификации производят функцию «правдоподобия» для присвоения метки класса каждому пикселу. Жесткая классификация получается в том случае, когда считается правильным выбор метки по наибольшему правдоподобию. Границы решения получаются четко определёнными. Когда остаётся возможность существования множественных меток для каждого пиксела, получается мягкая классификация. Границы решения пространства признаков при мягкой классификации могут оказаться недостаточно определёнными или нечёткими. Если обучающие классы являются хорошо разделимыми, то существует множество границ возможных решений, которые могут разделить классы без погрешности, например, сплошная или пунктирная линии. Если обучающие данные от различных классов перекрываются, тогда точная форма границы решения весьма критична к результирующей погрешности классификации.

9.4. Обучение классификатора

Для того чтобы классифицировать изображение по представляющим интерес категориям, необходимо обучить алгоритм классификации различать эти категории друг от друга. Для этой цели используются репрезентативные выборки категорий, известные как прототипы, экземпляры или просто обучающие выборки. После того как классификатор обучен «распознавать» различные категории, представленные обучающими выборками, «правила», которые были выработаны при обучении, будут использоваться для маркировки всех пикселей в рассматриваемом изображении как одной категории (жесткая классификация) или более чем одной категории (мягкая классификация) из обучающих категорий.

Обучение алгоритма классификации может быть либо проконтролировано, и в этом случае образцы пикселей прототипа оказываются уже помеченными посредством наземного контроля данных, существующими картами или расшифровкой фотоснимков, либо быть бесконтрольным, и в этом случае пиксели прототипа оказываются непомеченными, но выявлены как имеющие отличительные, присущие этим данным, характеристики.

³ Фактическое число различных категорий данных несколько уменьшается за счет шумов приемника.

9.5. Контролируемое обучение

Представляющие интерес темы определяются областью их применения. В геологии может понадобиться нанести на карту различные типы минералов. В лесном хозяйстве темами могут быть различные образцы деревьев или, может быть, здоровые и больные деревья. Сельскохозяйственные классы обычно включают в себя различные типы культур, залежные земли или доли влажного грунта. Для контролируемого обучения аналитик должен выбрать репрезентативные пиксели для каждой из категорий. Многоспектральное изображение содержит достаточно различимые визуальные ориентиры, так что для обучения можно найти подходящие области с помощью визуального осмотра. Однако могут понадобиться и источники дополнительной информации, такие как полевые данные или уже существующие карты, чтобы найти репрезентативные области для каждого класса. Поэтому процесс нахождения и проверки областей для обучения может оказаться достаточно трудоемким.

При контролируемом обучении важно, чтобы зона для обучения была однородной выборкой соответствующего класса, но в то же время включала в себя весь диапазон изменчивости этого класса. Поэтому для обучения часто используют больше одной зоны в расчете на один класс. Если наблюдается существенная изменчивость в пределах класса, то выбор мест для обучения может оказаться весьма утомительным, и в этом случае нельзя быть полностью уверенным, что был определен исчерпывающий набор обучающих выборок для каждого класса.

Во многих случаях невозможно получить однородные места. Распространенной проблемой является скудная растительность, которая усложняет попытки нанести на карту как растительность, так и почвы. Одним из методов улучшения данных для обучения в этих условиях является «очистка» места расположения периферийных пикселей (в пространстве признаков) до начала разработки признаков конечного класса. Это может быть достигнуто классификацией обучающих пикселей в соответствии с их заданными признаками. Некоторые обучающие пиксели, возможно, будут при этом классифицированы неправильно или, по крайней мере, будут иметь низкий уровень правдоподобия их принадлежности к определенному классу. Эти пиксели затем исключаются из обучающего набора, и признаки

класса пересчитываются из оставшихся пикселей. В другом подходе происходит исключение тех пикселей в пределах мест обучения, которые не удовлетворяют определенному критерию пространственной и спектральной однородности.

В некоторых приложениях природа классов затрудняет выбор места для обучения вручную, например, для класса «асфальт», состоящего из узких дорог, или для класса «вода» в реках. В этих случаях используется полуавтоматический выбор.

После того как выбраны обучающие пиксели, должны быть определены признаки, которые будут использоваться классификатором. Поскольку контролируемое обучение проводится с помощью карт нужных тематик, а не характеристик самих данных, то нет гарантии того, что классы будут фактически различимы друг от друга. Анализ разделимости может быть произведен на обучающих данных, чтобы оценить ожидаемую погрешность классификации для различных комбинаций признаков. Эти результаты позволяют предположить, что некоторые из начальных признаков могут быть отброшены перед классификацией всего изображения.

Выявление подходящей меры для межклассовой разделимости не является тривиальной задачей. Простые меры разделения средних классов, такие как модуль расстояния, евклидово и угловое расстояния, сначала кажутся подходящим выбором (табл. 9.1)). Однако они не учитывают наложения распределения классов из-за их расхождений и по этой причине не вполне подходят в качестве мер разделимости. Мера нормированного модуля расстояния лучше подходит потому, что она пропорциональна разделимости средних классов и обратно пропорциональна среднеквадратическим отклонениям. Однако если средние величины равны между собой, то результатом будет ноль вне зависимости от дисперсий классов, которые не имеют никакого значения для статистического классификатора, основанного на вероятностях. По этой причине также были определены меры, основанные на вероятностном подходе.

Мера разделимости Махаланобиса является многопараметрическим обобщением евклидовой меры для нормальных распределений. Она всегда равна нулю, если средние классов равны между собой. Такие меры, как дивергенция и расстояние Бхаттачариа, устраняют эту проблему. Дивергенция равна нулю только тогда, когда равны между собой средние классы и ковариационные матрицы. Проблема

с обеими мерами расстояния заключается в том, что они увеличиваются безгранично для разделимостей больших классов и не сходятся асимптотически к одной мере, что имеет место в случае с вероятностью при правильной классификации.

Таблица 9.1

Меры расстояния между математическими ожиданиями
двух распределений в пространстве признаков

Название	Формула
Модуль расстояния	$L_1 = \mu_a - \mu_b = \sum_{k=1}^K m_{ak} - m_{bk} $
Евклидова	$L_1 = \mu_a - \mu_b = \left((\mu_a - \mu_b)^T (\mu_a - \mu_b) \right)^{1/2} =$ $= \left[\sum_{k=1}^K (m_{ak} - m_{bk})^2 \right]^{1/2}$
Угловая	$ANG = \arccos \left(\frac{\mu_a^T \mu_b}{\ \mu_a\ \ \mu_b\ } \right)$
Нормированный модуль расстояния	$NL_1 = \sum_{k=1}^K \frac{ m_{ak} - m_{bk} }{\sqrt{c_{ak}} + \sqrt{c_{bk}}} / 2$
Махаланобиса	$MH = \left[(\mu_a - \mu_b)^T \left(\frac{C_a + C_b}{2} \right)^{-1} (\mu_a - \mu_b) \right]^{1/2}$
Дивергенция	$D = \frac{1}{2} \text{tr} \left[(C_a - C_b) (C_a^{-1} - C_b^{-1}) \right] +$ $+ \frac{1}{2} \text{tr} \left[(C_a^{-1} + C_b^{-1}) (\mu_a - \mu_b) (\mu_a - \mu_b)^T \right]$
Преобразованная дивергенция	$D' = 2 \cdot [1 - e^{-D/8}]$
Бхаттачария	$B = \frac{1}{8} MH + \frac{1}{2} \ln \left[\frac{C_a + C_b}{2 C_a ^{1/2} C_b ^{1/2}} \right]$
Джеффриса-Матусита	$JM = [2(1 - e^{-B})]^{1/2}$

Меры расстояний: модуль расстояния, евклидова и угловая меры игнорируют различимости распределений, нормированный модуль расстояния включает в себя одномерные различимости, а последние пять мер предполагают нормальные распределения класса с K -мерными ковариациями. Все эти меры расстояния являются скалярами.

Преобразованная дивергенция, основанная на отношении вероятностей для классов a и b , демонстрирует это указанное выше поведение. Расстояние Джеффриса-Матусита зависит от расстояния между функциями вероятности для a и b и схожа с вероятностью при правильной классификации для разделимостей больших классов, но при этом требует больший объем вычислений, чем преобразованная дивергенция.

Разделимость может быть использована для определения в среднем наилучшей комбинации признаков при различении друг от друга заданных классов. Мера различимости обычно рассчитывается для всех возможных пар классов и для всех комбинаций q признаков из общего числа K признаков. Рассчитывается средняя разделимость по всем парам классов и находится такое подмножество признаков, которое обеспечивает наивысшую среднюю разделимость. Затем можно использовать это подмножество для классификации и на этой стадии сэкономить время расчета. Вполне естественно, но не обязательно согласовывать меру разделимости для анализа подмножества признаков с мерой, используемой классификатором. Например, можно использовать евклидово расстояние, если для классификации будет использоваться алгоритм ближайшего среднего, или расстояние Махаланобиса, если будет использоваться гауссов алгоритм максимального правдоподобия.

9.6. Неконтролируемое обучение

При неконтролируемом обучении аналитик использует компьютерный алгоритм, который определяет местоположение сгущений признаковых векторов внутри однородной выборки пикселей. Это так называемые кластеры, которые затем принимают на себя роль представителей классов в изображении и используются для расчета характерных признаков класса. Однако их все еще предстоит идентифицировать (пометить) и они могут соответствовать или не соответствовать представляющим для аналитика интерес классам. Контролируемое и неконтролируемое обучение таким образом дополняют друг друга; в первом случае аналитик вводит внешнюю информацию в процесс

анализа для ограничения классов и их характеристик, а в последнем — с помощью вычислительного алгоритма определяет характерную структуру данных, которая не ограничена внешними сведениями.

Понятие «кластер» в большинстве случаев вводит в заблуждение. Оно предполагает существование отчетливой группировки векторов пикселей в определенном месте многомерного пространства данных. Но это случается крайне редко. Для того чтобы создать исчерпывающий набор классов, которые охватывают все пространство данных, необходимо использовать при обучении большую выборку. Из-за перемешивания класса подпикселей, из-за шумов приемника, топографического затенения и за счет других факторов распределение данных обычно является расплывчатым.

Конкурентоспособные алгоритмы, такие как алгоритм K -средних (описанный далее), находят оптимальное разделение в распределении данных на требуемое число подразделов. Окончательные векторы математического ожидания, являющиеся результатом кластеризации, будут находиться в центрах распределения вероятности каждого подраздела.

В устанавливаемых областях изображения при неконтролируемом обучении аналитику не нужно беспокоиться относительно однородности мест. Однородные места могут быть выбраны специально, чтобы гарантировать включение всех представляющих интерес классов и их соответствующих изменчивостей в пределах класса. Даже полное изображение (возможно, только лишь подготовленное в виде подвыборок для уменьшения времени вычислений) может использоваться в алгоритме кластеризации для сквозного описания. Присвоение идентифицирующих меток каждому кластеру может быть сделано аналитиком после обучения или после классификации полного изображения. Так как неконтролируемое обучение не требует никакой информации об области, кроме той, что содержится в самом изображении, то его можно использовать для очерчивания относительно однородных областей для возможного использования при контролируемом обучении.

9.7. Алгоритм кластеризации методом K -средних

Одним из наиболее общих методов кластеризации является алгоритм K -средних. На первом шаге алгоритма произвольным образом задается начальное математическое ожидание вектора («затравка» или «аттрактор») для каждого из K -кластеров. Каждый пиксел обучающего набора данных затем назначается классу, чье математическое

ожидание вектора наиболее близок к вектору пиксела, таким образом образуя первый набор границ решения. Новый набор векторов математических ожиданий кластера затем вычисляется исходя из этой классификации, а пикселы соответствующим образом переназначаются. На каждой итерации K -средние будут стремиться в направлении скоплений данных внутри назначенной им в настоящий момент области пространства признаков. Итерации продолжаются до тех пор, пока в назначении пикселов на двух последовательных итерациях не будет наблюдаться существенного изменения. Окончательный, неизменный результат оказывается нечувствительным к выбору начальных векторов, но при этом может потребоваться больше итераций для сходимости, если конечные векторы не близки к начальным. На дополнительном шаге для классификации целого изображения могут быть использованы векторы математического ожидания конечного кластера, используя для этого классификатор, построенный на критерии минимального расстояния, или может быть рассчитана ковариационная матрица кластеров и использована с векторами математического ожидания в классификации по методу максимального правдоподобия.

9.8. Непараметрическая классификация

Алгоритмы классификации могут быть объединены в два типа: параметрические и непараметрические. Параметрические алгоритмы предполагают определенный класс статистического распределения (обычно это нормальное распределение) и требуют для классификации оценок параметров распределения, таких как вектор математического ожидания и матрица ковариации. Непараметрические алгоритмы не делают никаких предположений о распределении вероятности и часто считаются робастными, потому что они хорошо работают для широкого спектра распределений класса до тех пор, пока характеристики класса достаточно различимы. Конечно, параметрические алгоритмы должны давать хорошие результаты при одних и тех же условиях, даже если предполагаемое распределение класса является неверным.

9.8.1. Классификатор срезов слоев

Этот классификатор, известный также как боксовый или параллелепипедный классификатор, вероятно, самый простой из всех методов классификации. Набор K -мерных боксов, центрированный

вокруг оценок векторов математических ожиданий класса, помещают в K -мерное пространство признаков. Если в одном из боксов лежит вектор немаркированного пиксела, то ему присваивается метка этого класса. Определение пределов бокса дается обычно в терминах размера данных в каждом измерении, например, ± 1 среднеквадратическое отклонение от среднего в каждой полосе. Очертания боксов также могут быть получены аналитиком в пространстве признаков итеративно. Поскольку боксы выровнены по осям данных, то классификационная маркировка полного изображения может быть быстро получена с помощью аппаратных средств или программного обеспечения.

9.8.2. Классификатор на основе анализа гистограммы

Классификатор, основанный на анализе K -мерных гистограмм, в своей работе включает три этапа:

- использование пикселей контролируемого обучения для построения гистограммы в пространстве признаков каждого заданного класса в K измерениях. Каждая такая гистограмма должным образом нормируется с помощью соответствующего общего числа пикселей в каждом обучающем классе, принимая во внимание различные размеры обучающих множеств в каждом классе;
- проверка каждой «ячейки» K -мерного спектрального вектора для того, чтобы найти класс с наибольшим числом отсчетов гистограммы, после чего метка класса присваивается этой ячейке. Таким образом создается таблица LUT, с помощью которой устанавливается соответствие между спектральным вектором и меткой класса;
- классификация помеченных пикселей с использованием таблицы LUT.

Основное преимущество этого классификатора в том, что он быстро выполняет стадию классификации. Однако серьезное препятствие вызывает разреженность гистограмм оцениваемого класса. Популяции класса обучающих пикселей по определению являются небольшими выборками целой популяции класса. Поэтому маловероятно, что спектральный вектор каждого класса будет представлен в обучающих данных, что приводит к появлению пустых клеток в K -мерном пространстве. Действия, способные устранить эту проблему, включают в себя повторную разбивку ячеек гистограммы с более грубым разрешением дискретных значений пикселей и заполнение пустых клеток сверточным фильтром в K -мерном пространстве.

9.8.3. Классификатор ближайших соседей

В целом ряде непараметрических схем классификации происходит присваивание меток неизвестным пикселям в соответствии с метками соседних обучающих векторов в пространстве признаков. Они включают в себя:

- ближайшего соседа — происходит присваивание той же метки, что у ближайшего обучающего пикселя;
- k ближайших соседей — происходит присваивание метки в соответствии с преобладающей меткой k ближайших соседей из обучающих пикселей;
- взвешенные по расстоянию k ближайших соседей — присваивает веса меткам k ближайшим соседям обучающих пикселей обратно пропорционально евклидову расстоянию от неизвестного пикселя и присваивает ему метку с наиболее высоким суммарным весом.

9.8.4. Классификация нечеткого множества

Понятие нечеткого множества, в котором объект может частично принадлежать более чем одной категории, является органичной моделью в проблеме разделения смеси. Здесь описаны два инструмента алгоритма нечетких множеств, применяемых в классификации при дистанционном зондировании: нечеткие С-средние (*FCM*) кластеризации и нечеткая контролируемая классификация.

Нечеткие С-средние (FCM) кластеризации

Этот алгоритм очень похож на алгоритм неконтролируемой классификации, описанный ранее. Существенное отличие в том, что пространство признаков разделено на нечеткие области. Матрица степени принадлежности создается для N пикселей и C кластеров

$$U = \begin{bmatrix} u_{11} & \cdots & u_{1N} \\ \vdots & & \vdots \\ u_{C1} & \cdots & u_{CN} \end{bmatrix}. \quad (9.8.1)$$

Каждый столбец U представляет величины степени принадлежности пикселей изображения каждому из C кластеров. Также могут использоваться следующие ограничения:

$$\sum_{n=1}^N u_{ln} > 0; \sum_{l=1}^C u_{ln} = 1, \quad 0 \leq u_{ln} \leq 1, \quad (9.8.2)$$

которые аналогичны ограничениям на фракции конечных членов при разделении смеси и на апостериорные вероятности в классификации по методу максимального правдоподобия.

Можно показать, что жесткая кластеризация по методу K -средних минимизирует функцию квадратичной ошибки для фиксированного числа кластеров C :

$$\varepsilon^2 = \sum_{n=1}^N \sum_{l=1}^C DN_n - \mu_l^{*2}, \quad (9.8.3)$$

$$\text{где} \quad DN_n - \mu_l^{*2} = \left(DN_n - \mu_l^* \right)^T \left(DN_n - \mu_l^* \right) \quad (9.8.4)$$

является квадратом евклидова расстояния L_2 от вектора пиксела до текущего нечеткого вектора математического ожидания μ_l^* кластера l . Для того чтобы получить нечеткое разбиение пространства признаков, функцию, которую предстоит минимизировать, должна включать в себя величины степеней принадлежности:

$$J_m = \sum_{n=1}^N \sum_{l=1}^C u_{ln}^m DN_n - \mu_l, \quad m \geq 1. \quad (9.8.5)$$

Параметр m определяет «нечеткость» разделения; Если $m = 1$, производится жесткая кластеризация, при этом обычно используются величины, близкие к двум. Затем следует процесс итеративной корректировки, используемый для алгоритма K -средних со следующими формулами для обновления средних кластера и величин степени принадлежности,

$$\mu_l^* = \left[\sum_{n=1}^N u_{ln}^m DN_n \right] / \sum_{n=1}^N u_{ln}^m; \quad (9.8.5)$$

$$u_{lm} = 1 / \sum_{j=1}^C \left[DN_n - \mu_l^* / DN_n - \mu_j^* \right]^{2/(m-1)}. \quad (9.8.6)$$

Математические ожидания нечеткого кластера просто рассчитываются из выборки данных с весовыми коэффициентами, равными их степени принадлежности, а величины степени принадлежности корректируются нормированным расстоянием до математических ожиданий кластера.

9.9. Литература к главе 9

1. Шовенгердт Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. М.: Техносфера, 2010. — 560 с.
2. Доросинский Л.Г. Оптимальная обработка радиолокационных изображений, формируемых в РСА, формируемых в РСА монография. — М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2017. — 212 с.
3. Доросинский Л.Г., Трухин М.П. Приём и обработка сигналов от сложных целей: монография. — М.: Издательский дом Академии Естествознания, 2018. — 264 с.

10. АНАЛИЗ МЕТОДОВ РАСЧЕТА КАРТ КОГЕРЕНТНОСТИ ПРИ ОБРАБОТКЕ ИНТЕРФЕРОМЕТРИЧЕСКИХ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ПАР

10.1. Введение

Процедуры комплексирования решений о классе наблюдаемого объекта предполагают формирование нескольких статистически независимых РЛИ, полученных каждым отдельным космическим аппаратом. В этой связи актуальной становится задача оценки коррелированности (когерентности) различных РЛИ. Названная оценка позволяет выработать требования к пространственному и временному размещению спутников таким образом, чтобы получить необходимое количество статистически независимых РЛИ одного и того же участка поверхности, что в итоге позволит оптимальным образом объединить решения, полученные отдельными решающими устройствами, размещёнными на разных ЛА.

Карта когерентности представляет собой поле коэффициентов корреляции интерференционной пары и характеризует степень отклонения абсолютной фазы от истинного значения, вызванные действием фазового шума и флуктуаций сигнала, отраженного от различных участков земной поверхности [33]. Карты когерентности дают возможность выполнить сегментацию зон земной поверхности в зависимости от свойств находящихся на ней объектов. Они широко применяются в самых разных задачах, решаемых системами радиолокационного дистанционного зондирования Земли, в частности градостроительстве, мониторинге чрезвычайных ситуаций и экологической обстановки [4, 49]. Кроме того, карты когерентности позволяют судить о характеристиках спутниковой системы, атмосферных и погодных условиях, свойствах радиолокационного сигнала и земной поверхности и, в конечном счете, о качестве создаваемых на основе данных РСА таких продуктов, как цифровые модели рельефа (ЦМР [5, 19, 28].

Значения яркостей элементов карты когерентности могут принимать значения в диапазоне $[0, 1]$, причем значение 0 соответствует полной независимости, значение 1 — абсолютной когерентности соответствующих элементов земной поверхности [2]. Условно принято

дифференцировать элементы карты когерентности на три класса: зоны с низкой когерентностью, соответствующие темным областям на полученном изображении, зоны с высокой когерентностью, соответствующие светлым областям, и зоны с промежуточными значениями когерентности, соответствующие серым областям.

Пример фрагмента карты когерентности показан на рис. 10.1. Построение выполнено на основе данных ALOS PALSAR [36], территория Свердловской области. На изображении хорошо видна сегментация участков с разной когерентностью, соответствующих различным типам подстилающей поверхности. Зона с низкой когерентностью (темные участки) соответствует гидрографии, зона со средней когерентностью соответствует лесной растительности, транспортным коммуникациям и застройкам, зона с высокой когерентностью (светлые участки) соответствует луговой растительности и некоторым объектам инженерной инфраструктуры.

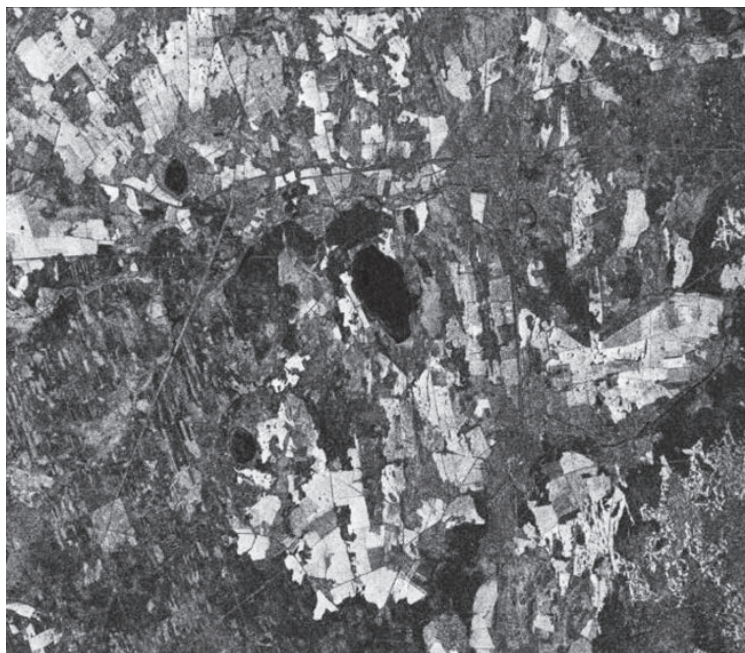


Рис. 10.1. Пример карты когерентности. Для улучшения визуального различия отдельных областей выполнено градационное преобразование изображения

10.2. Построение карт когерентности

Построение карт когерентности производится на этапе создания интерферограммы РСА. При традиционном подходе каждый ее элемент рассчитывается как коэффициент корреляции между значениями первого (опорного) и второго (вспомогательного) снимков РСА. Классический метод построения карт заключается в процедуре перемножении первого изображения интерферометрической пары на второе, комплексно-сопряжённое самому себе [8, 52, 57, 77]:

$$\gamma = \frac{|E(Z_1 \cdot Z_2^*)|}{\sqrt{E(Z_1 \cdot Z_1^*) \cdot E(Z_2 \cdot Z_2^*)}}, \quad (10.2.1)$$

где E — оператор взятия среднего по пространственной выборке;

$*$ — оператор комплексного сопряжения;

Z_1, Z_2 — радиолокационные изображения опорного и вспомогательного сигналов соответственно.

В ряде источников в числителе не указывается знак модуля, тогда под величиной γ понимается комплексная когерентность, в этом случае оценка когерентности вычисляется как модуль комплексной величины [52].

Применительно к дискретному сигналу используется выражение следующего вида [34, 77]:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} Z_1(x, y) \cdot Z_2^*(x, y) \right|}{\sqrt{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |Z_1(x, y)|^2 \cdot \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |Z_2(x, y)|^2}}, \quad (10.2.2)$$

где M, N — размеры области усреднения по дальности и азимуту соответственно.

Если в задачах интерферометрии радиолокационных изображений размеры элементов разрешений по дальности и азимуту приводятся к единому значению, то и при построении карт когерентности полагается, что $N = M$. Проблема выбора размеров окон в задачах обработки изображений в радиодиапазоне при условии, что $M \neq N$, подробно изложена в [72].

В ряде случаев используется выражение следующего вида [28, 39, 52, 57]:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_i^L Z_1(i) \cdot Z_2^*(i) \right|}{\sqrt{\sum_i^L Z_1^2(i)} \cdot \sqrt{\sum_i^L Z_2^2(i)}}. \quad (10.2.3)$$

В этом случае под величиной L понимается количество независимых отсчетов при дискретизации РЛИ, с математической точки зрения значение L приблизительно соответствует произведению размеров области [34]. Такой подход к описанию выражения для оценивания когерентности удобен с точки зрения статистической оценки качества карт когерентности в зависимости от количества пикселей в области усреднения. В частности, в работах [29, 34, 52, 64] на основании модельных данных показано, что смещение оценки когерентности в выражении (10.2.3) обратно пропорционально величине L .

10.3. Анализ формулы для расчета карт когерентности

Оценка функции корреляции исследована в различных источниках [69, 76]. В тоже время, вопрос об ее использовании применительно к двумерным цифровым сигналам, получаемым при радиолокационной интерферометрической съемке пока остается открытым. В частности, нет единых рекомендаций (либо они слабо обоснованы) по выбору размера окон усреднения, также отсутствуют какие-либо оценки влияния топографической фазы на итоговые карты когерентности. Наиболее полной оценкой качества полученной карты когерентности в последнем случае может служить зависимость следующего вида:

$$\hat{\gamma} = \hat{\gamma}(\Delta h), \quad (10.3.1)$$

где величина Δh представляет собой некий параметр, линейно связанный с реальным рельефом на местности. Причины низких значений величин когерентности заключаются в том, что на такого рода областях шумовая составляющая интерференционного сигнала превосходит топографическую составляющую, связанную собственно с рельефом местности и его характеристиками. Так, при отсутствии перепадов рельефа будет присутствовать исключительно шумовая составляющая, зависящая от свойств подстилающей поверхности, что может быть использовано в задачах классификации и сегментации изображений местности [53]. Если же присутствует значительное

изменение высоты рельефа, то задача классификации усложняется, поскольку невозможно напрямую разделить разные причины возникновения шума по величине когерентности на изображении. Два обозначенных случая наглядно показаны на рис. 10.2.

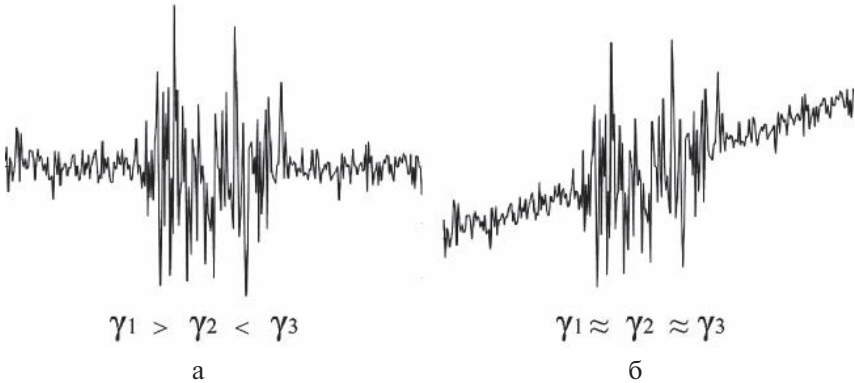


Рис. 10.2. Иллюстрация влияния уклона на величину когерентности при разных формах рельефа: отсутствию (а) и наличии (б) перепадов высот

Для оценки адекватности используемой формулы для создания карт когерентности имеет смысл построить график зависимости СКО измеренной фазы от эталонной ЦМР, преобразованной к значениям фаз. При оценивании рельефа местности высота элемента рельефа в бортовой систем координат будет прямо пропорциональна абсолютной фазе с точностью до множителя $\frac{H_a}{4\pi}$, где H_a — высота неоднозначности интерференционной картины, которая соответствует перепаду рельефа, вызывающему поворот фазы на интерферометрической картине на величину 2π (рис. 10.3). Таким образом, становится возможным сопоставление эталонного рельефа, полученного, например, по данным полевых наблюдений, и съемочных данных РСА.

Представим явным образом зависимость СКО измерения высот от величины когерентности. Из [28,77] следует, что СКО по фазе связано с когерентностью следующим образом:

$$\sigma_\varphi \approx \frac{1-\gamma^2}{2\gamma^2}.$$

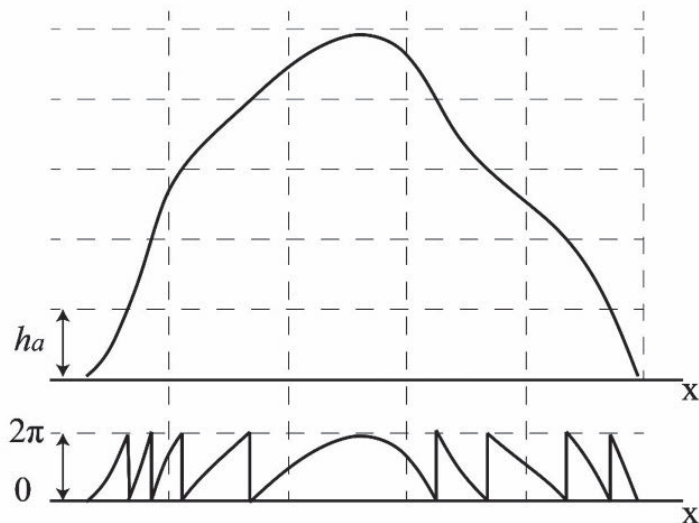


Рис. 10.3. К вопросу о высоте неоднозначности рельефа при процедуре построения карт когерентности

С другой стороны, СКО по фазе может быть выражено через СКО по высоте:

$$\sigma_h = \frac{\lambda R \operatorname{tg} \theta}{4\pi B} \sigma_\varphi,$$

где λ — рабочая длина волны спутника;

R — наклонная дальность;

B — интерферометрическая база;

θ — угол бокового обзора.

Таким образом, итоговое выражение для зависимости СКО высоты от когерентности:

$$\sigma_h \approx \frac{\lambda R \operatorname{tg} \theta}{4\pi B} \cdot \frac{1 - \gamma^2}{2\gamma^2}.$$

С учетом того, что для выделенной пары радиолокационного изображения спутника значения λ , R , B и θ суть являются константами, можно получить примерный вид зависимости СКО по высоте от когерентности (рис. 10.4).

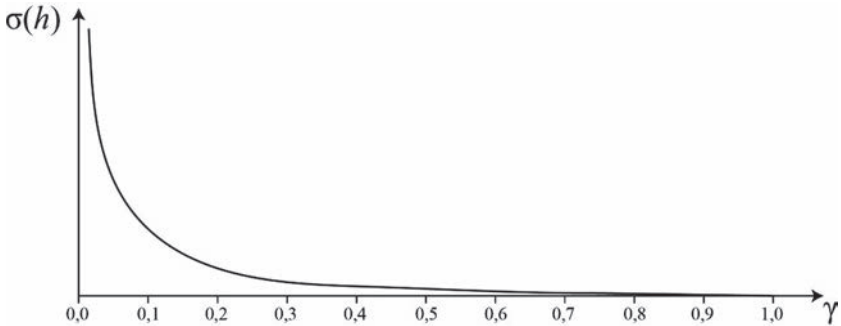


Рис. 10.4. Теоретическая зависимость СКО высоты от величины когерентности

Таким образом, именно СКО отклонений эталона и может служить мерой адекватности получаемых значений когерентности. При этом эксперимент может быть реализован следующим образом: на первом этапе происходит разбиение всевозможных значений когерентности из диапазона $[0, 1]$ на некоторое количество равных промежутков (10–50). На следующем этапе на интерферограмме находятся величины когерентности, соответствующие этому промежутку, и далее производится расчет СКО для найденных точек. После чего может быть получена зависимость интересующего нас вида. В идеальном случае характер кривой должен удовлетворять гиперболическому закону, поскольку СКО фазы будет обратно пропорционально величине когерентности. Иллюстрация к расчету на одном промежутке представлена на рис. 10.5. По степени отклонения зависимости от идеальной и можно судить о приемлемости используемого выражения для построения карты когерентности.

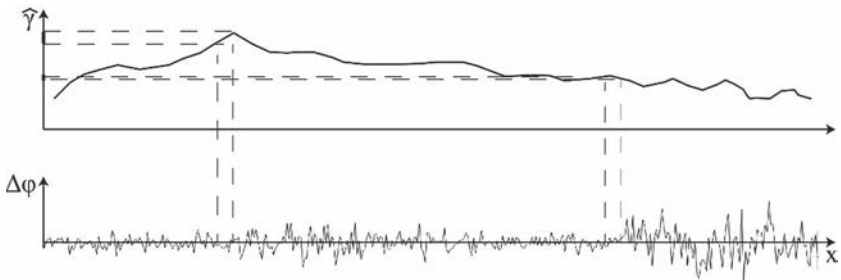


Рис. 10.5. Иллюстрация алгоритма расчета СКО от величины когерентности

Для выявления минимально необходимого размера области усреднения N , используемой при построении карт когерентности, построим график зависимости величины смещения $d\hat{\gamma}$ при нулевой корреляции от размера области усреднения. Размер окна области усреднения играет роль объема выборки, используемой при расчете коэффициента корреляции. За счет конечности выборки при построении карт когерентности может возникать смещение оценки корреляции, причем величина смещения будет расти с уменьшением когерентности и достигать максимальных значений в нуле.

Для расчетов использованы тестовые изображения, представленные на рис. 10.6. Изображение (а) соответствует плоской местности без перепадов рельефа, изображение (б) соответствует местности со ступенчатым перепадом рельефа, что моделирует обрыв и ряд элементов инфраструктуры. Изображение (в) соответствует местности с линейно изменяющимися уклонами, что моделирует участок с холмистой местностью. Тестовые изображения объединены с гауссовым шумом посредством операции комплексного умножения. Размер окна усреднения изменяется в пределах от 3 до 65 элементов.

Результаты представлены на рис. 10.7.

Как видно из рис. 10.7, все три зависимости идентичны друг другу, что свидетельствует об отсутствии влияния рельефа местности на смещение оценки когерентности в нуле. Для классического способа построения когерентности минимальным расчетным значением окна усреднения является размер окна 11 элементов, при меньших значениях смещение оценки когерентности превышает 0,1, что может негативно сказаться на интерпретации выходного продукта. Все зависимости имеют форму гиперболической кривой, медленно сходящейся к нулевому значению, что соответствует классическим представлениям о зависимости оценки смещения от размера окна [69].

В случае ненулевой когерентности оценка когерентности $d\hat{\gamma}$ при изменении размеров окон усреднения должна сходиться к ее истинному значению [69]. Для проверки этого факта выполнены расчеты названной зависимости при фиксированной ненулевой когерентности (0,5 и 0,9), результаты приведены на рис. 10.8 и 10.9 для всех трех типов моделей рельефов, приведенных рис. 10.6. Условия моделирования аналогичны условиям для опыта с нулевой когерентностью.

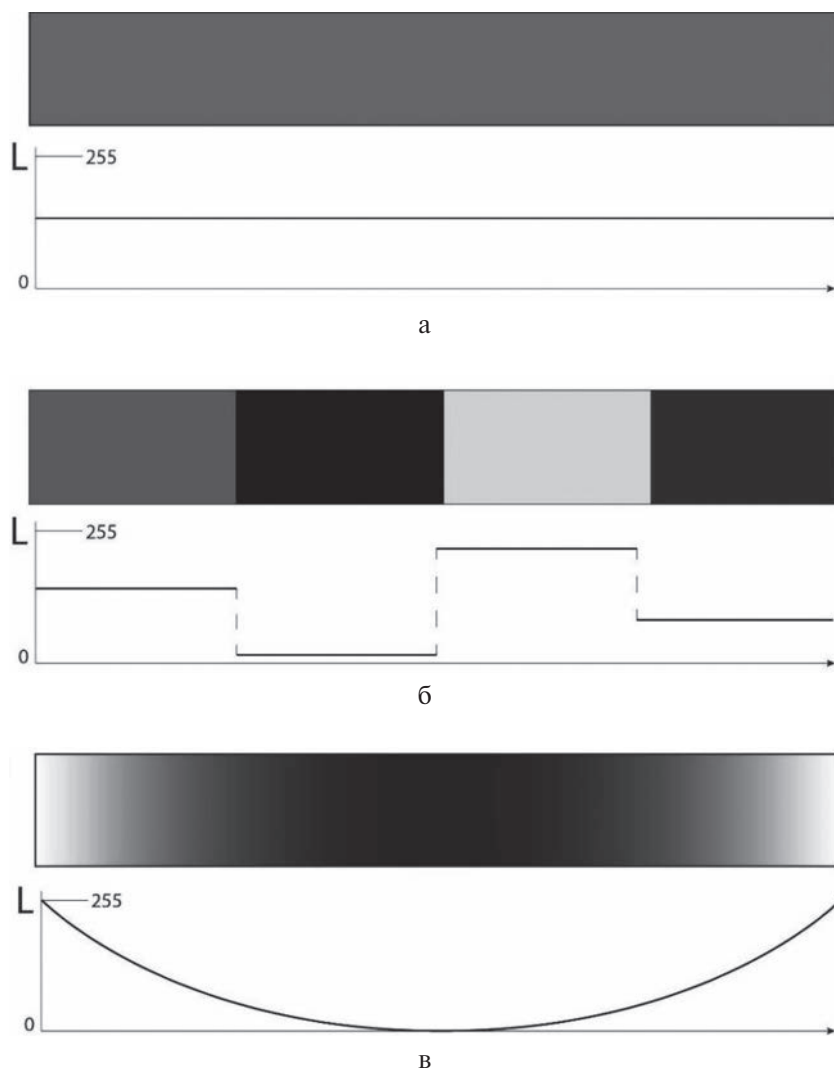


Рис. 10.6. Тестовые изображения для исследования классического метода построения карт когерентности и их горизонтальные профили:
а – изображение имитирует отсутствие рельефа на поверхности;
б – изображение имитирует ступенчатый рельеф;
в – изображение имитирует параболический рельеф

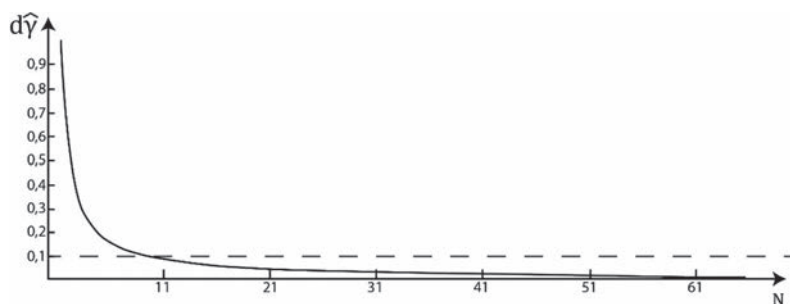


Рис. 10.7. Зависимость величины смещения оценки когерентности $d\gamma$ от размера области усреднения N . Значение когерентности положено равным нулю. Результаты для всех трех тестовых изображений выражаются одной кривой

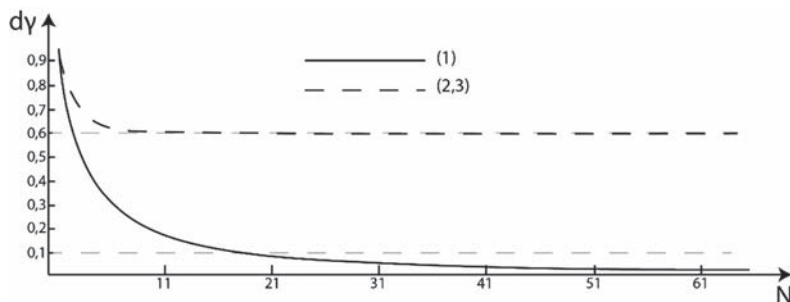


Рис. 10.8. Зависимость величины смещения оценки когерентности $d\gamma$ от размера области усреднения N . Значение когерентности положено равным 0,5. Линия (1) соответствует параболическому рельефу; линия (2) — плоскому рельефу; линия (3) — ступенчатому рельефу

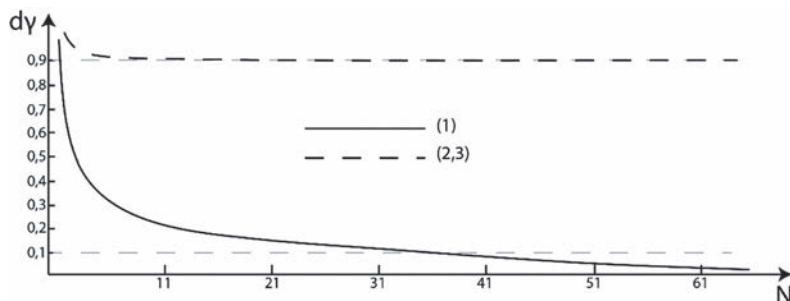


Рис. 10.9. Зависимость величины смещения оценки когерентности $d\gamma$ от размера области усреднения N . Значение когерентности положено равным 0,9. Линия (1) соответствует параболическому рельефу; линия (2) — плоскому рельефу; линия (3) — ступенчатому рельефу

Из рис. 10.8 и 10.9 видно, что в случае плоского и ступенчатого рельефов зависимость $d\hat{\gamma} = d\hat{\gamma}(N)$ сходится к истинному значению когерентности, в то время как для рельефа параболической формы оценка смещения когерентности спадает к нулевому значению. Этот факт связан с тем, что в случае рельефа с протяженными уклонами происходит декорреляция между элементами за счет уклона топографической фазы, что со статистической точки зрения эквивалентно присутствию систематической ошибки во втором изображении относительно первого (рис. 10.10). При этом наличие резких перепадов рельефа слабо влияет на оценку смещения когерентности, поскольку карта уклонов в этом случае состоит из редких случайных выбросов на участке с равномерной яркостью.

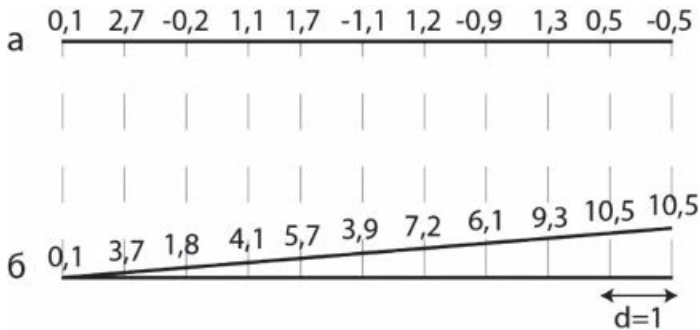


Рис. 10.10. Иллюстрация эффекта декорреляции под влиянием линейного уклона. Приведен пример значений фазы в случае плоского рельефа (а) и рельефа с линейным уклоном (б), шаг уклона равен 1

Необходимо отметить, что при использовании классического выражения в случае нулевой когерентности минимальный размер окна усреднения не зависит от рельефа местности и составляет 11×11 элементов. Различия в поведении зависимости для поверхности с параболическим рельефом при различных значениях исходной когерентности обусловлены различными исходными условиями.

Для анализа поведения оценки по классическому методу выполнен расчет зависимости СКО оценки значения когерентности от варьируемой когерентности $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$. Теоретическое выражение для

описания зависимости подобного типа принято приближенно выражать как нижнюю границу Рао-Крамера [44, 53, 69]:

$$\sigma_{\dot{\gamma}} \approx \sqrt{\frac{(1-\gamma^2)^2}{2 \cdot N \cdot M}},$$

где M , N – размеры области усреднения по дальности и азимуту соответственно.

Однако данное выражение является приближенным и хорошо описывает зависимость $\sigma_{\dot{\gamma}} = \sigma_{\dot{\gamma}}(\gamma)$ лишь в области высоких значений корреляции при стремящейся к бесконечности выборке [67–69]. Для более широкого набора входных параметров необходимо учитывать смещенность оценки значения когерентности.

Исходя из классического выражения для построения карт когерентности, зависимость $\sigma_{\dot{\gamma}} = \sigma_{\dot{\gamma}}(\gamma)$ должна быть монотонно убывающей до нулевого значения, что в предельном случае соответствует двум идентичным изображениям. Признаком их идентичности является нулевой разброс между элементами яркости, т.е. СКО = 0. С уменьшением когерентности разница между двумя изображениями PCA пары будет расти, что на практике соответствует росту СКО. В случае нулевой когерентности значение СКО определяется размером выборки, т.е. размером окна усреднения. В практическом применении интересен вопрос влияния рельефа местности на величину СКО оценки когерентности.

При моделировании зависимости $\sigma_{\dot{\gamma}} = \sigma_{\dot{\gamma}}(\gamma)$ оценка СКО выполнена на интервалах когерентности от 0 до 1 с шагом 0,02. В качестве опорных изображений использованы тестовые изображения, приведенные на рис. 10.6. Расчеты выполнены для размеров окон 11×11 , 25×25 , 37×37 , 51×51 , усреднение произведено по 600 точкам. Полученные зависимости представлены на рис. 10.11–10–13.

Из рис. 10.11 видно, что расчетная зависимость $\sigma_{\dot{\gamma}} = \sigma_{\dot{\gamma}}(\gamma)$ в случае плоского рельефа в целом подобна теоретической. Графики практически накладываются друг на друга при высоких значениях когерентности, с понижением ее значения оценка $\sigma_{\dot{\gamma}}$ постепенно занижается до значений в 3–5 %. Причина этого эффекта заключается в наличии смещения оценки СКО. Результаты моделирования

для плоской и ступенчатой модели рельефов достаточно близки друг к другу, что является результатом слабого влияния локализованных выбросов на соответствующей карте уклонов. Из рис. 10.13 видно, что в случае присутствия рельефа, в отличие от первых двух случаев, зависимость $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$ существенно отличается от теоретической. В частности, СКО оценок когерентности при любых размерах окна усреднения показывают существенно завышенное значение при низких значениях когерентности (100 % и более). Это является подтверждением факта влияния топографической фазы на свойства выходной карты когерентности. Для более детального исследования зависимости $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$ выполнен расчет при фиксированном размере окна $N = 21$ при разных градиентах уклона рельефа. Для выполнения расчетного эксперимента сгенерированы пять тестовых изображений, перепады яркости которых варьируются от 0 до 240 с интервалом 60 (рис. 10.14). Нарастание когерентности на тестовых изображениях направлено перпендикулярно градиенту уклона рельефа с целью накопления статистики. Усреднение выполнено по 300 точкам. Результат представлен на рис. 10.15.

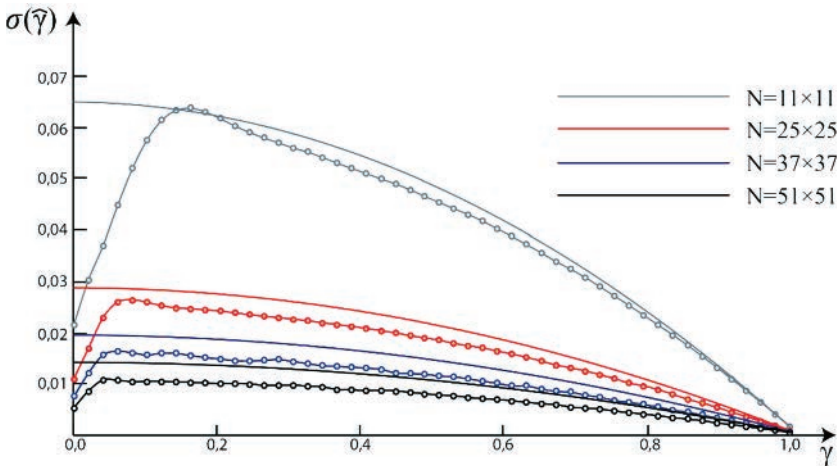


Рис. 10.11. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности. Расчеты выполнены для плоской модели рельефа (рис. 10.2, а). Сплошные линии соответствуют теоретическим значениям, линии с точками – расчетным величинам СКО. Размеры окна усреднения составляют 11×11, 25×25, 37×37, 51×51

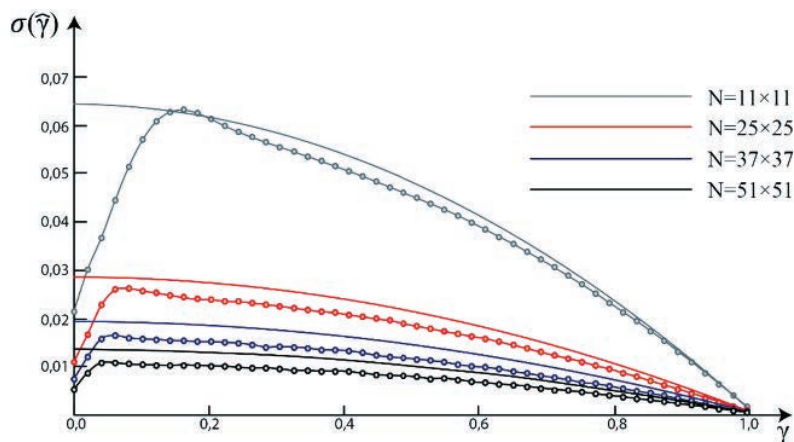


Рис. 10.12. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности. Расчеты выполнены для ступенчатой модели рельефа (рис. 10.2, б) Сплошные линии соответствуют теоретическим значениям, линии с точками – расчетным величинам СКО. Размеры окна усреднения составляют 11×11 , 25×25 , 37×37 , 51×51

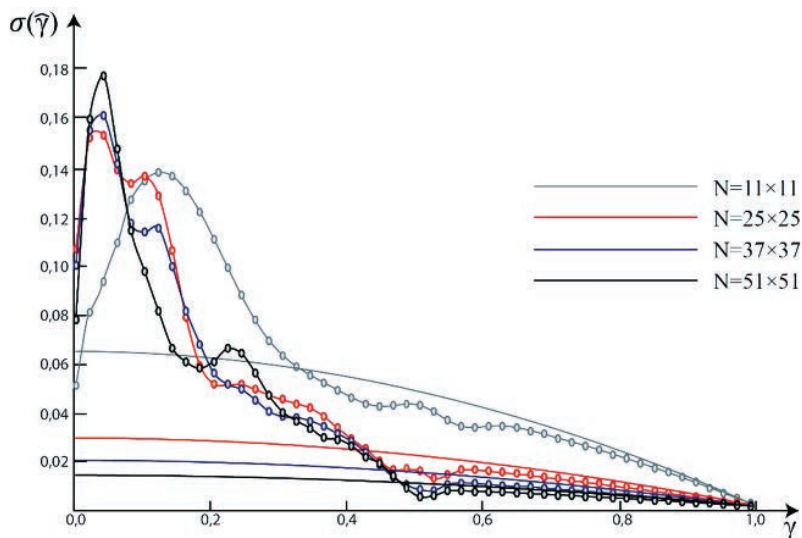


Рис. 10.13. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности. Расчеты выполнены для параболической модели рельефа (рис. 10.2, в) Сплошные линии соответствуют теоретическим значениям, линии с точками – расчетным величинам СКО. Размеры окна усреднения составляют 11×11 , 25×25 , 37×37 , 51×51

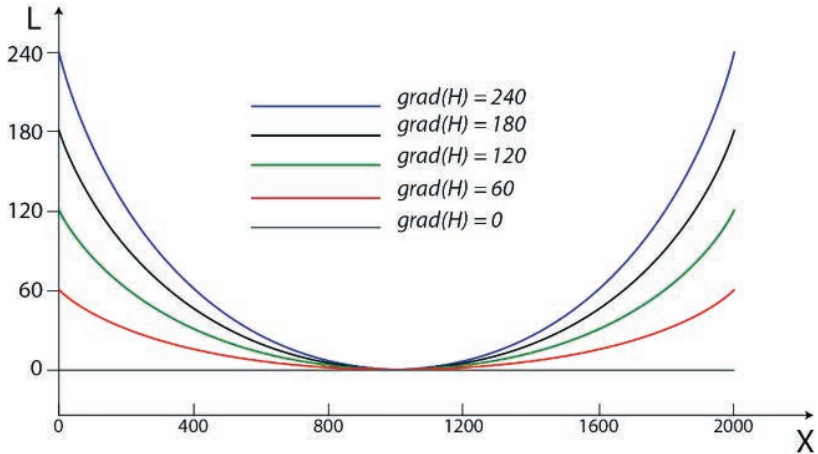


Рис. 10.14. Профили тестовых изображений:
 X – положение координат пикселя вдоль горизонтального направления,
 L – значение яркости пикселя на изображении,
 $grad(H)$ – градиент уклона рельефа соответствующего изображения

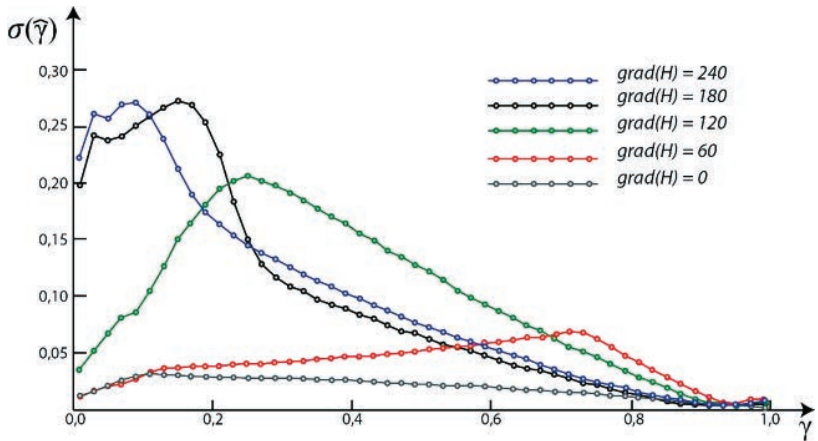


Рис. 10.15. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности при различных градиентах склона рельефа. Размер окна усреднения составляет 21×21

Из рис. 10.15 видно, что зависимость СКО оценок когерентности от величины когерентности существенно отклоняется от теоретической даже при небольших перепадах рельефа. По мере нарастания

когерентности возникают скачки СКО, причем абсолютная величина СКО тем больше, чем сильнее выражен уклон рельефа. Таким образом, можно сделать вывод, что присутствие существенного рельефа при обработке РСА-пары требует особого подхода к построению карт когерентности.

Также на расчетных зависимостях $\sigma_{\gamma} = \sigma_{\gamma}(\gamma)$ в случае плоского и ступенчатого рельефов отчетливо выделяются пики спадания — значения по оси абсцисс (рис. 10.11–10.12), которые отделяют область резкого спадания значения СКО. Аналогичные структуры присутствуют и на зависимостях с выраженным рельефом, однако интерпретация их более сложна в связи с присутствием искажений, вносимых непосредственно рельефом (рис. 10.13, 10.15). Положения пика спадания ($\arg \max(\gamma)$) при различных величинах области усреднения представлены на рис. 10.16. Расчеты выполнены при плоском рельефе (рис. 10.6, а), усреднение произведено по 600 точкам. Для наглядности по оси абсцисс показан диапазон от 0 до 0,3.

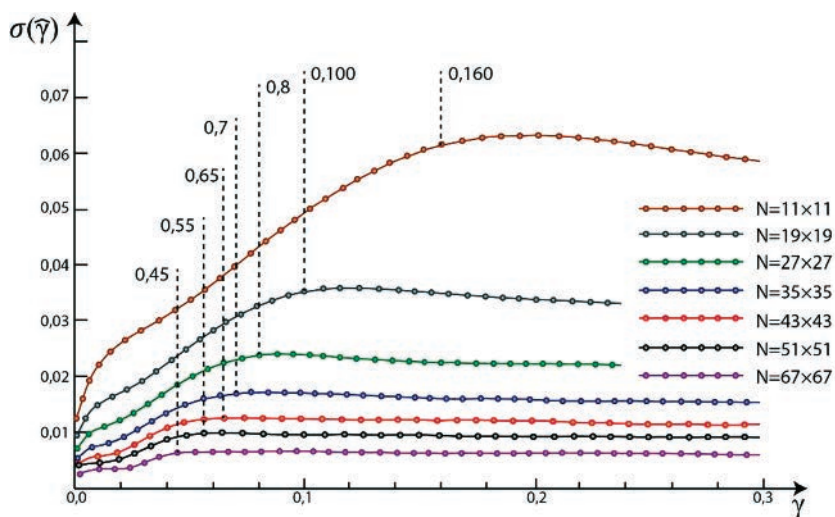


Рис. 10.16. Положения пика оценки когерентности в зависимости от размера области усреднения. Размеры окна усреднения составляют 11×11 , 19×19 , 27×27 , 35×35 , 43×43 , 51×51 , 67×67 . Вертикальными пунктирными линиями положения пика спадания $\arg \max(\gamma)$

Эффект, представленный на рис. 10.16, объясняется наличием смещения оценки когерентности в области ее низких значений (рис. 10.7). Положение пика спадания $\arg \max(\gamma)$ зависит от размера окна: чем меньше размер окна, тем дальше от начала координат расположен пик, что обусловлено уменьшением СКО оценки когерентности при увеличении объема выборки. Поэтому область значений яркости на выходной карте когерентности, соответствующей множеству значений когерентности, расположенной до пика спадания расчетных значений СКО оценки когерентности $\arg \max(\gamma)$, является некорректной и подлежит удалению из выходного продукта. При этом, как следует из рис. 10.15, наличие рельефа не влияет на положение пика спадания, а лишь на значение его абсолютной величины. Обобщение полученных результатов представлено в табл. 10.1.

Таблица 10.1

Зависимость положения пика спадания когерентности
и смещения оценки когерентности при нулевом значении
от размера окон скольжения

N	$d\gamma$	$\arg \max(\gamma)$	N	$d\gamma$	$\arg \max(\gamma)$	N	$d\gamma$	$\arg \max(\gamma)$
11	0,081	0,160	31	0,030	0,070	51	0,019	0,055
13	0,069	0,145	33	0,028	0,070	53	0,018	0,055
15	0,060	0,130	35	0,027	0,070	55	0,018	0,055
17	0,053	0,115	37	0,025	0,065	57	0,017	0,050
19	0,048	0,100	39	0,024	0,065	59	0,017	0,050
21	0,043	0,095	41	0,023	0,065	61	0,016	0,050
23	0,040	0,090	43	0,022	0,065	63	0,014	0,050
25	0,037	0,085	45	0,021	0,060	65	0,014	0,045
27	0,034	0,080	47	0,020	0,060	67	0,013	0,045
29	0,032	0,075	49	0,020	0,055	69	0,013	0,045

Для иллюстрации практического применения табл. 10.1 выполнено моделирование карты когерентности для двух фрагментов РСА-изображений [43]. Расчет проведен при размерах окна усреднения 11×11 , 21×21 , 45×45 . Цветом выделены области со значениями, лежащими ниже значения $\arg \max(\gamma)$.

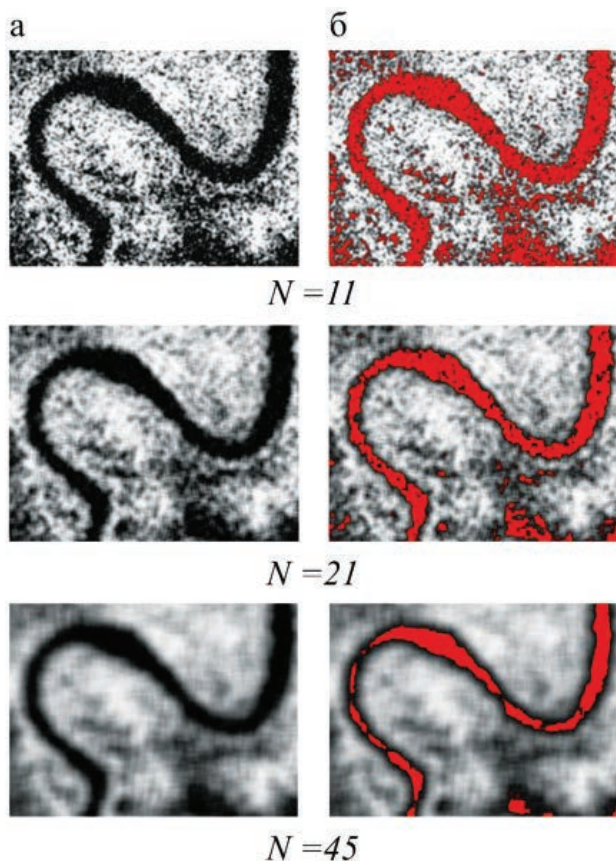


Рис. 10.17. Моделирование карт когерентности фрагмента PCA-пары при различных размерах окна усреднения:
а — карты когерентности; б — области со значением когерентности ниже $\arg \max(\gamma)$ при фиксированном размере окна усреднения

Как видно из рис. 10.17, с ростом размера окна усреднения эффективная площадь карты когерентности увеличивается. При этом возможно построение маски пикселей, которые несут искаженную информацию. Настоящий результат может быть использован в таких задачах обработки PCA-изображений, как создание интерферометрической пары, в задачах фильтрации фазового шума и при классификации космических снимков. Вместе с тем следует отметить, что

с ростом размера окна усреднения помимо увеличения эффективной области выходной карты когерентности снижается детальность итогового продукта. При построении карты когерентности этот эффект скажется на вычислении границ масок, используемых при создании входной ЦМР. Для исследования вопросов влияния размеров области усреднения на итоговую карту когерентности выполнена генерация четырех моделей пространственного распределения когерентности. При этом коэффициент γ является переменной величиной, пропорциональной яркости изображений, показанных на рис. 10.18.

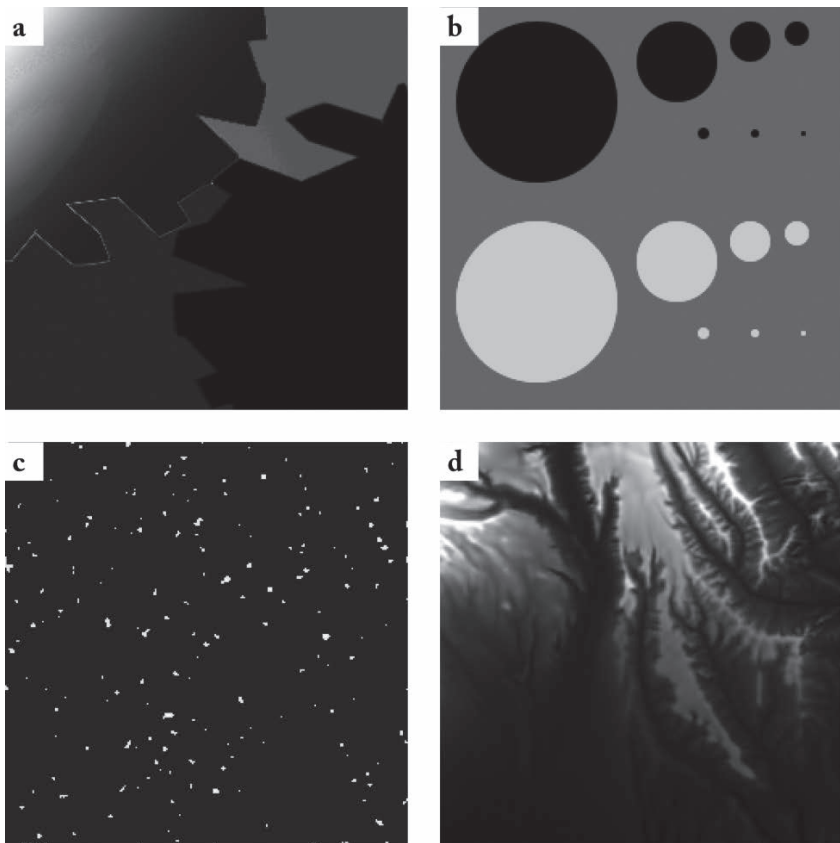


Рис 10.18. Модельные радиолокационные изображения.
Размер изображений 250×250 пикселей, динамический диапазон [0; 255]

Рисунок 10.18, а имитирует резко разграниченные области с различной когерентностью на реальных РЛИ. Построение карты когерентности с различными размерами области усреднения по такому изображению позволяет установить влияние размера окна на корректность отображения контуров. На рис. 10.18, б в порядке уменьшения приведены круглые области радиусами 100, 50, 25, 15, 7, 5, 3 пикселя, построение карты когерентности которых позволит установить минимальный размер чувствительности к области заданного размера. Построение карт когерентности по рис. 10.18, с позволит ответить на вопрос о значимости наличия на поверхности точечных объектов с высокой когерентностью (угловых отражателей). Изображение 10.18, d имитирует реальную местность с плавными перепадами когерентности, построение карты когерентности такой модели даст представление о работе алгоритма к обстановке, близкой к реальности. На рис. 10.19–10.22 приведены карты когерентности при различных размерах областей усреднения, а также их гистограммы.

На рис. 10.19 видно, что четкость контуров, разделяющих области с разной когерентностью, исчезает при использовании любого размера области усреднения. Тем не менее, при относительно небольших размерах окон на основании гистограммы возможна классификация разнородных участков по карте когерентности, причем, чем больше изначальный контраст между различными областями, тем нагляднее видны соответствующие пики на гистограмме. Из рис. 10.20 следует, что области с размерами менее 15 пикселей при обработке интерферометрической пары учитывать нецелесообразно. Кроме того, на крупных областях наблюдаются неоднородные участки, обрамленные ложными контурами, причем с ростом размера окна усиливается контраст между областями. Этот эффект обусловлен шумовым (вероятностным) характером исходных модельных изображений. На рис. 10.21 видно, что точечные объекты с высокой когерентностью неразличимы. Из рис. 10.22 следует, что первоначальная структура исходного изображения становится неразличимой, начиная с размера области усреднения (27×27).

Отсюда можно сделать вывод, что размер окна усреднения в зависимости от требований к точности классификации карты когерентности и степени детальности рельефа при использовании классической формулы составляет от (17×17) до (27×27), выход за пределы этого диапазона приведет к существенному снижению точности выходной ЦМР.

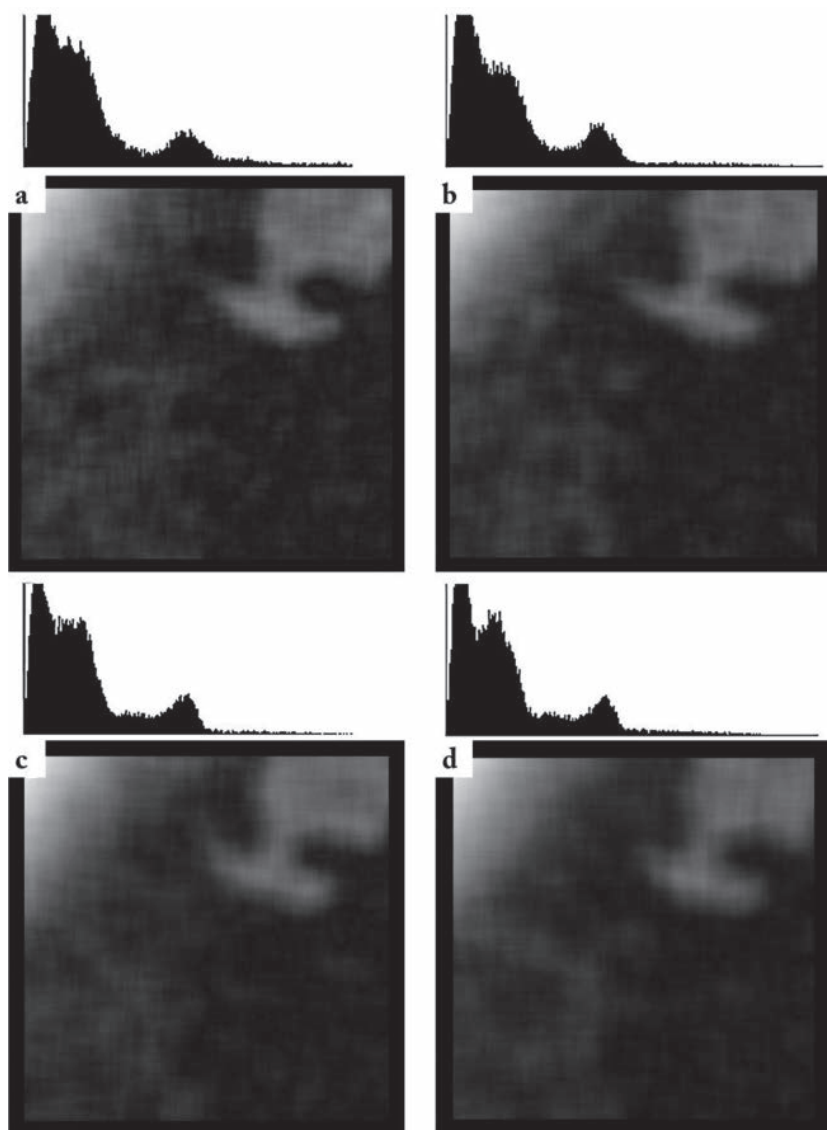


Рис. 10.19. Карты когерентности модельного изображения α при различных размерах области усреднения:
 а – (17×17) ; б – (19×19) ; в – (21×21) ; д – (23×23)

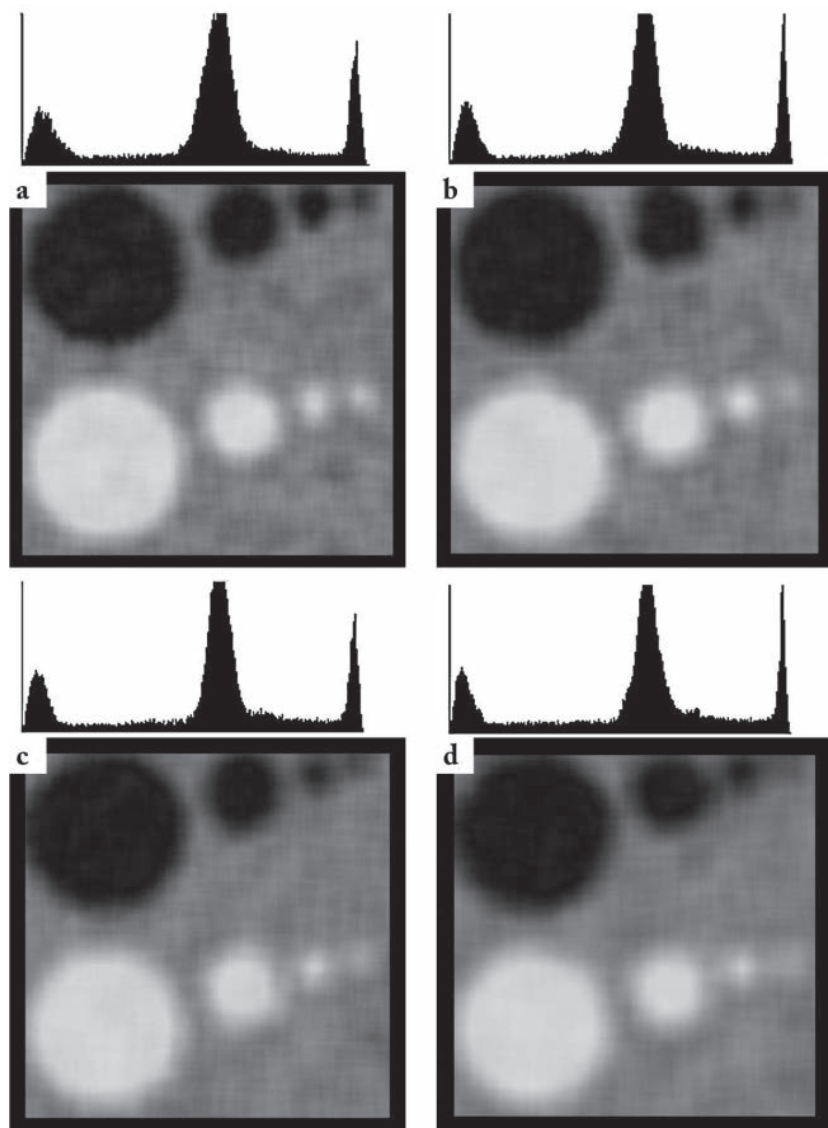


Рис. 10.20. Карты когерентности модельного изображения b при различных размерах области усреднения:
а – (17×17); б – (19×19); в – (21×21); д – (23×23)

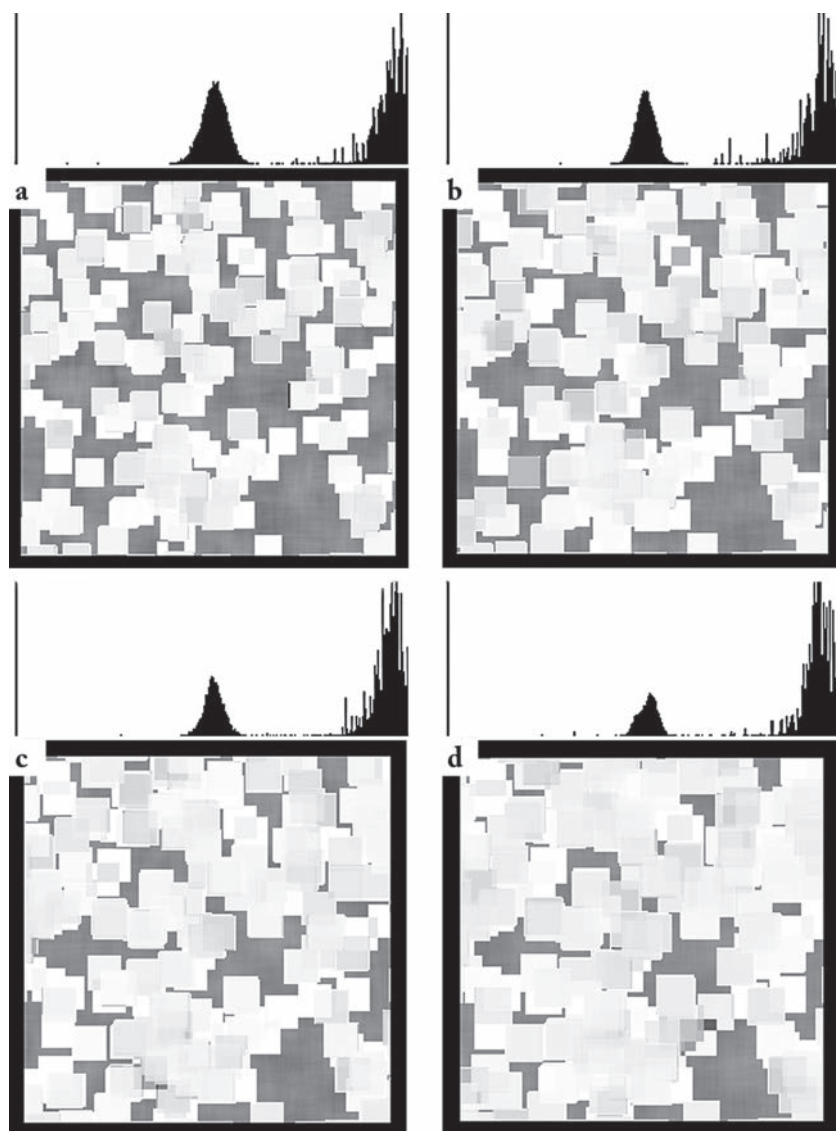


Рис 10.21. Карты когерентности модельного изображения с
при различных размерах области усреднения:
a – (17×17); b – (19×19); c – (21×21); d – (23×23)

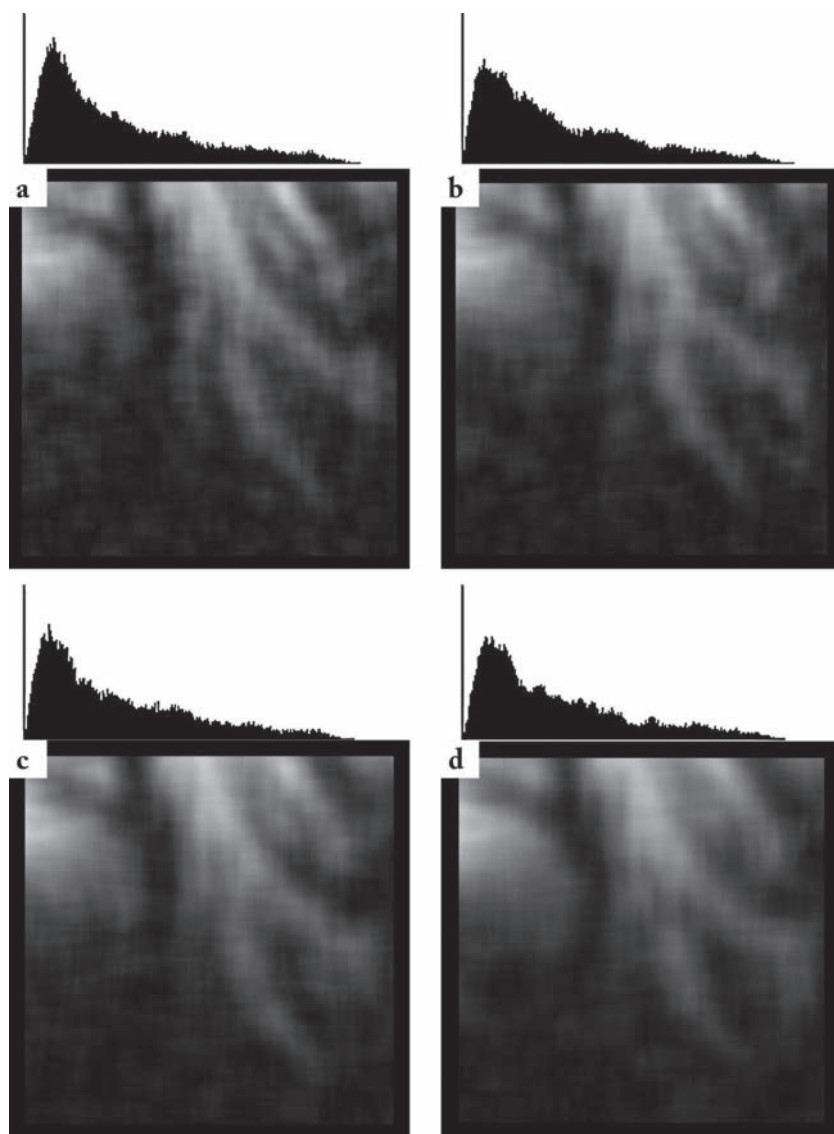


Рис 10.22. Карты когерентности модельного изображения d при различных размерах области усреднения: a – (17×17) ; b – (19×19) ; c – (21×21) ; d – (23×23)

Таким образом, в вопросе о выборе размера области усреднения следует руководствоваться следующими принципами:

- наличие рельефа не оказывает влияния на положение пика спада расчетных значений СКО оценки когерентности, но в целом когерентность дает заниженные оценки в сравнении с плоским рельефом, что представляет собой проблему в зонах с ненулевым рельефом;
- нижняя граница размера области усреднения не может принимать значения менее 11 элементов;
- верхняя граница размера области усреднения определяется требуемой степенью детализации выходного продукта, средним значением когерентности и зависит от конкретной практической задачи.

10.4. Свойства карт когерентности

Анализ существующей литературы позволяет разделить значения элементов яркости карт когерентности Coh на четыре класса качества:

- $Coh \in [0,7; 1,0]$ — высокое качество интерферограммы, соотношение «сигнал/шум» позволяет получить продукт с необходимым уровнем точности;
- $Coh \in [0,5; 0,7]$ — хорошее качество интерферограммы;
- $Coh \in [0,3; 0,5]$ — удовлетворительное качество интерферограммы, как правило, соответствующее участкам поверхности с изменившимся за интервал между съемками электрическими характеристиками (выпавший снег, выросшая растительность и т.д.);
- $Coh \in [0,0; 0,3]$ — неудовлетворительное качество интерферограммы, характерно для областей с разрывами фазы, и для поверхностей, электрические свойства которых существенно меняются за период между съемками и/или при изменении ракурса съемки.

На практике значения с Coh , близком к единице, встречаются редко и, как правило, соответствуют точечным элементам, обладающих свойствами угловых отражателей, таким как углы зданий, радиоантенны и т.п. Хорошим рабочим диапазоном значений яркости элементов карт когерентности считается интервал от 0,5 до 0,8 [33].

Конкретные значения элементов яркости карты когерентности, и, в целом, общее ее качество зависит от ряда факторов, участвующих в формировании изображений РСА-пары. Среди них следует выделить следующие [42]:

- спекл-шум, присутствующий на РСА-изображениях всегда;
- атмосферные эффекты;

- несовпадение территорий РСА-изображений для разных траекторий пролета;
- изменение рельефа земной поверхности, произошедшее за интервал между пролетами спутника;
- отражающие свойства самой поверхности.

Величины яркостей элементов карты когерентности для конкретных объектов рельефа зависят как от математического метода, используемого при ее построении, так и от самой спутниковой системы, которая генерирует РСА-пару. Однако можно выделить общие тенденции поведения карт когерентности для различных элементов земной поверхности.

Для сигнала в радиодиапазоне водная поверхность представляет собой идеальное зеркало, поэтому отраженный сигнал уходит в сторону от локатора. В целом, такие объекты, как океаны, моря, русла рек, речные каналы дают на выходе низкие значения когерентности [1, 3, 25, 28, 38, 52, 53, 56, 65]. В ряде работ приводятся величины яркостей элементов карт когерентности на территорию гидрографии 0,1–0,35 [16, 40, 58]. Озера, как правило, не являются исключением, но в ряде случаев на их поверхности наблюдается цветение, что может повысить когерентность. Так, в работах [1–3] показано, что для серии озер в районе Туниса максимум распределения гистограмм соответствует значению яркости 0,5. Отмечено, что когерентность гидрографических объектов снижается при увеличении интервала между съемками [28].

Территории, покрытые льдом, также дают довольно низкие значения когерентности [9, 10, 22, 46]. В частности, в работах [21, 59] приведены характерные величины коэффициентов корреляции 0,3–0,4. Это объясняется нестабильностью ледяных покровов и их высокой отражающей способностью. В частности, отмечается высокая когерентность ледников при однократной радиолокационной съемке с жесткой базой [21]. На основе карт когерентности решаются задачи, связанные с оценкой темпа таяния льдов [46], скорости движения ледников – [9, 21, 62] и степень напряжения ледовых масс [62]. Степень когерентности ледяных покровов связана с температурой окружающей среды: чем она выше, тем когерентность меньше [14, 59]. Этот эффект обусловлен ростом процентного содержания жидкой агрегатной составляющей, которая выполняют роль зеркала для радиосигнала. Подробнее вопросы влияния водной составляющей на коэффициент рассеивания снежного покрова рассмотрен в [24, 51].

Когерентность участков на земной поверхности, покрытых снегом, также довольно низка, что объясняется рассеивающими свойствами снежного покрова и его динамичностью [22, 37, 47]. Тем не менее, использование разнообразных алгоритмов сегментации и классификации позволяет успешно решать такие задачи, связанные со снежным покровом, как построение масок на заснеженные территории [47], дифференциация снега по толщине [37] и оценка процентного содержания воды [22].

Лес и кустарниковая растительность в ходе традиционной радиолокационной съемки в целом также дают низкие значения когерентности в силу фракталоподобной структуры объекта [6, 12, 23, 25, 27, 29, 60]. В ряде работ приводятся значения коэффициентов корреляции для леса в диапазоне от 0,3 до 0,6 в зависимости от типа растительности [58]. Отмечается, что с ростом интервала между съемками, корреляция, соответствующая лесам и кустарникам, падает, что объясняется естественным ростом и сезонными изменениями [12]. В отдельных работах рассмотрены прикладные методы решения различных задач, связанных с лесом, в частности, исследование структуры леса [25, 54, 55], анализ потоков гари после возгораний [25], оценка эффективной высоты деревьев [6, 7]. В целом для решения задач, связанных с дешифрированием различных типов растительности, используются методы поляризационной интерферометрии [12, 17, 29], которые в данной работе не рассматриваются.

Аграрные культуры, голые участки земной поверхности, а также участки земли с невысокой растительностью в целом дают высокие значения корреляции на картах когерентности [1, 2, 3, 17, 25, 52, 58]. Конкретные значения для агрокультур могут варьироваться в зависимости от типов растительности в диапазоне в среднем от 0,35 до 0,75 [2, 17, 52, 58]. В работе [58] получено значение когерентности для сельскохозяйственных культур, равное 0,9. Из перечисленных выше объектов наиболее высокие значения когерентности дают оголенные участки земли, в ряде случаев значения корреляции доходят до 0,9 и выше [52, 58, 59, 63]. Также в работах [1–3] отмечается низкая когерентность песков, что связано с динамичностью песочных дюн.

Объекты урбанистики в целом дают высокие значения когерентности, до 0,9 и выше [1, 31, 32, 40, 41, 58, 58, 61]. Степень корреляции прямо пропорциональна густоте застройки [15, 40], не зависит от формы и взаимного расположения объектов урбанистики [16]

и не меняется с увеличением времени между съемкой [32, 61]. Тем не менее, в ряде работ отмечаются также и низкие значения коэффициентов корреляции для антропогенных участков, порядка 0,15–0,35, что связано с рядом конструктивных особенностей рассматриваемых сооружений [16, 52]. Карты когерентности используются в задачах, связанных с объектами урбанистики, таких как сегментация застроенных территорий по данным радиолокационной съемки [32, 40], картировании застроенных участков земной поверхности [16, 31, 61], мониторинге чрезвычайных ситуаций [4, 49]. В работах [33, 58] отмечается возможность использования объектов урбанистики в качестве точечных целей благодаря высокой когерентности для решения смежных задач. Также в работе [16] предложен оригинальный метод идентификации точечных целей с помощью создания RGB-изображения, состоящего из короткопериодической карты когерентности, долгопериодической карты когерентности и амплитуды РСА-изображения.

Таким образом, наличие качественной карты когерентности при интерферометрической обработке позволяет пользователю, во-первых, сделать адекватную оценку выходного продукта, во-вторых, получить важные самостоятельные результаты, такие как сегментация, картирование, оценка скоростей перемещения и/или изменения различных объектов на земной поверхности (лед, застройки, растительность), а также анализ их структуры и иных параметров. Тем не менее, использование классического подхода для создания карты когерентности на основе РСА-пары имеет ряд принципиально неустраняемых недостатков. Следует выделить следующие факторы, влияющие на качество создаваемой карты:

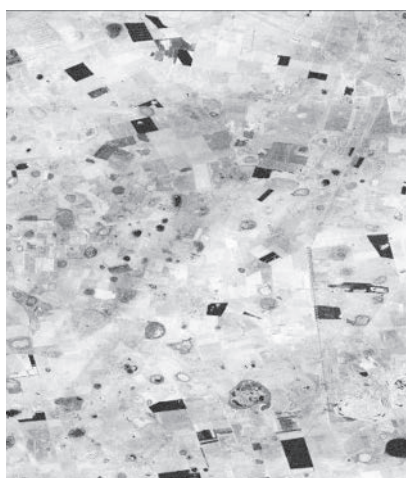
особенности самой поверхности, такие как гидрографические объекты, дающие низкое соотношение «сигнал/шум» на радиолокационном изображении (рис. 10.23).

В работе [5] показано падение когерентности на участках с тающим снегом, доказано также снижение значений элементов ее яркости в ветреных районах. Для достижения наилучших результатов РСА-обработки рекомендуется:

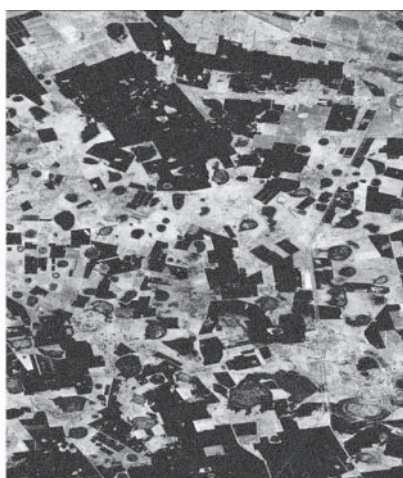
- применение процедуры маскирования зон с низкой когерентностью, соответствующих подобным объектам [29, 50, 58];
- изменение электрических свойств поверхности. Этот фактор связан, в первую очередь, со временем между моментами съемки при двухпроходном режиме [19, 57, 60] (рис. 10.24).



Рис. 10.23. Пример карты когерентности, содержащей гидрографический объект. Для улучшения визуального различия отдельных областей выполнено градационное преобразование изображения



а



б

Рис. 10.24. Пример карт когерентности, полученных для разных промежутков времени:
а — две недели; б — тринадцать месяцев. Для улучшения визуального различия отдельных областей выполнено градационное преобразование изображения

Большая часть затруднений при обработке РСА-изображений связана с наличием на земной поверхности обширных участков, покрытых густой растительностью, в частности, в [6] показано, что на таких объектах, как лес и кустарники, даже малые интервалы между съемками дают декорреляцию из-за движения объектов съемки, вызванных ветром. В работах [28, 31] показано влияние на качество карт когерентности изменения влажности местности. Также в [26] отмечена зависимость когерентности от сезона съемки: значение яркости ее элементов будет тем выше, чем ближе период между съемкой к двенадцати месяцам;

Наличие, так называемых, уголковых отражателей — точечных целей, обладающих высокой эффективной поверхностью рассеяния в рабочем радиодиапазоне (от 3 до 23 см) [16, 13] проявляет себя на карте когерентности как появление ярких объектов размером, совпадающим с окном усреднения (рис. 10.25) Причина этого эффекта заключается в подавлении яркими отражателями окружающего фона в ходе процедуры суммирования внутри окна скольжения при построении карты когерентности. Соотношение яркости точечного отражателя к яркости фона на РСА-изображения может составлять до шести порядков. В случае, если РСА-изображение попадает на урбанизированную местность, количество такого рода объектов может быть очень большим, что существенно усложнит задачу интерпретации карты когерентности и последующего ее геокодирования.

Резкие перепады высот поверхности приводят к разрывам фазы, появлению радиолокационных теней и других артефактов интерферометрической обработки [1, 18, 19, 35, 64] Пример карты когерентности, построенной по данным спутника [43] на территорию Гранд Каньона, Аризона, США, показан на рис. 10.26, а. Для наглядности на рис. 10.26, б приведена цифровая модель рельефа, полученная с помощью ресурса [48].

В работах [2, 16] показано, что на горной местности объекты, потенциально дающие высокие значения когерентности, на выходе соответствуют зонам с малыми значениями корреляции. В работе [28] показано, что при построении карт когерентности величина критического значения угла склона земной поверхности, при котором еще не возникают артефакты радиолокационной съемки, пропорциональна длине перпендикулярной

составляющей базы, а также длине волны радиолокационного излучения и ширине полосы зондирующего сигнала. Таким образом, любые уклоны фазы, обусловленные как естественной топографией, так и геометрией обзора приводят к деградации оценки когерентности. [52, 70]. Для решения этой проблемы предлагается либо использовать ряд вспомогательных данных, таких как ЦМР [39] и карты локальных уклонов [11], либо применять модификацию классического выражения (10.2) [70].

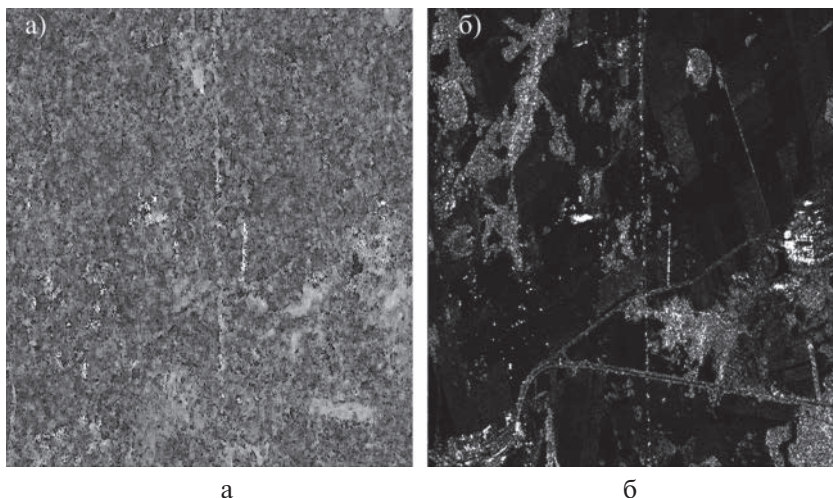


Рис. 10.25. а — пример карты когерентности, построенный для местности, содержащие яркие точечные отражатели; б — соответствующее радиолокационное изображение (амплитудная составляющая). Для улучшения визуального различия отдельных областей выполнено градационное преобразование изображения

10.5. Модификации классического подхода при построении карт когерентности

Как показано в [2, 7, 13, 28, 30, 34, 52, 60], одним из основных факторов, влияющих на качество карты когерентности является наличие рельефа местности. В разделе выше отмечено, что даже в условиях высоких значений когерентности топографическая фаза приводит к декорреляции между опорным и вспомогательным изображениями. Причина этого эффекта заключается в том, что в этом случае фаза будет принимать всевозможные значения в интервале

$[-\pi; \pi]$, что с точки зрения формулы (10.1) будет эквивалентно наличию случайной составляющей. Согласно [64], топографическая фаза зависит от рельефа местности и его смещения следующим образом:

$$\varphi = -\frac{4\pi}{\lambda} \frac{B_{\perp}}{R \sin \theta} H,$$

где λ — рабочая длина волны спутника;

R — наклонная дальность;

B_{\perp} — нормальная составляющая интерферометрической базы;

θ — угол бокового обзора;

H — высота элемента рельефа.

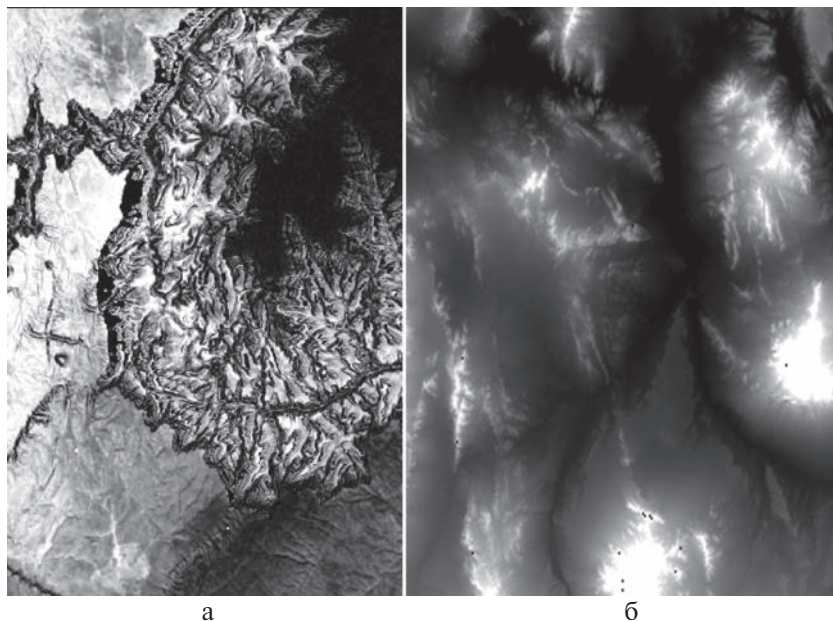


Рис. 10.26. а — пример карты когерентности, построенный для горной местности; б — цифровая модель рельефа соответствующей области. Для улучшения визуального различия отдельных областей выполнено градационное преобразование изображения

Величина топографической фазы может многократно превосходить значение интервала однозначности $[-\pi; \pi]$, что затрудняет адекватное оценивание когерентности.

Анализ существующей литературы позволяет выделить следующие группы методов, направленных на улучшение качества карт когерентности в условиях перепадов высот на местности:

- Фурье-преобразование в совокупности с классической формулой (10.1);
- иные вариации классической формулы (10.2);
- методы, основанные на пространственном дифференцировании;
- использование вспомогательных данных о земной поверхности (ЦМР, карты уклонов) для учета топографической фазы;

Исходя из [28, 30, 57], использование материалов, содержащих информацию о рельефе местности, помогает добиться существенного улучшения результатов. В частности, в работе [30] показано, что использование множителя, содержащего топографическую фазу в выражении (10.2) для данных ERS-1, -2 в совокупности со сглаживающим фильтром Гаусса исходных изображений дало улучшение результатов, по среднеквадратической оценке, на 16%. С другой стороны, в работе [57] топографическая фаза была удалена на основании данных ЦМР SRTM [48]. Однако зачастую исследователь не располагает оптимальным набором вспомогательных данных, либо их точность оказывается неприемлемой для текущей задачи, поэтому с практической точки зрения интерес представляют вопросы модификации классической формулы (10.2), которые могли бы учесть топографическую фазу.

10.5.1. Фурье-преобразование в совокупности с классическим выражением для построения карт когерентности

Двумерное дискретное преобразование Фурье (2-ДПФ) представляет собой разложение двумерного сигнала в окне обработки на двумерные гармоники [66]. Одно из его применений заключается в подавлении влияния уклона рельефа на величину оценки когерентности [11, 28, 33]. Идея этого подхода заключается в следующем. Предположим, что на некотором участке местности наблюдается постоянный уклон рельефа в фиксированном направлении (пример профиля показан на рис. 10.27, а). При радиолокационной съемке высота этого участка будет восстановлена с точностью до высоты неоднозначности h_A (профиль восстановленного рельефа показан на рис. 10.27, б). Таким образом, разностная фаза, отраженная от участка местности с постоянным линейным уклоном рельефа, эквивалентна комплексному гармоническому сигналу постоянной пространственной частоты при рассмотрении комплексного сигнала в сечении фазы.

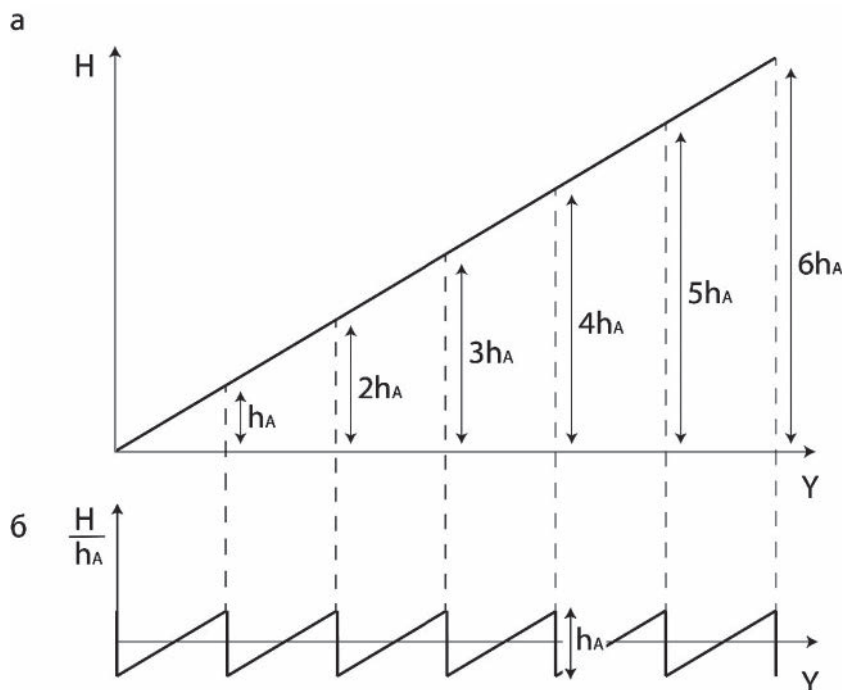


Рис. 10.27. а – профиль участка местности с линейным уклоном; б – профиль восстановленного участка местности с линейным уклоном методами радиолокационной съемки с точностью до высоты неоднозначности h_A .
 Y – дальностная пространственная координата

Пространственные частоты в направлениях дальности и азимута ω_x , ω_y можно выразить через количество отсчетов, за которое фаза набегает на величину 2π , а рельеф изменяется на высоту неоднозначности:

$$\omega_x = \frac{2\pi}{N_x \cdot \delta X}; \quad \omega_y = \frac{2\pi}{N_y \cdot \delta Y},$$

где N_x , N_y – количество дискретных отсчетов в направлениях дальности и азимута соответственно;

δX , δY – разрешения радиолокационной системы в направлениях дальности и азимута соответственно.

С другой стороны, геометрическое соотношение между высотой неоднозначности и углом уклона можно выразить следующим образом (рис. 10.28):

$$\operatorname{tg} \alpha_x = \frac{h_A}{N_x \cdot \delta X}; \quad \operatorname{tg} \alpha_y = \frac{h_A}{N_y \cdot \delta Y}.$$

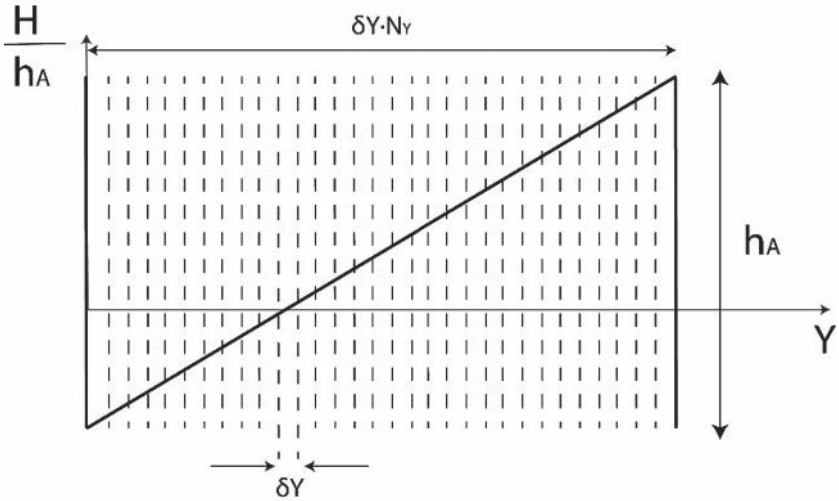


Рис. 10.28. Геометрические соотношения на интервале неоднозначности вдоль направления дальности. h_A — высота неоднозначности, δY — разрешение радиолокационной системы в направлениях дальности

Из приведённых выражений можно получить формулы для связи пространственных частот и уклонов рельефа:

$$\omega_x = \frac{2\pi \cdot \operatorname{tg} \alpha_x}{h_A}; \quad \omega_y = \frac{2\pi \cdot \operatorname{tg} \alpha_y}{h_A}.$$

Таким образом, смещение пространственной частоты пропорционально уклону рельефа. Зная пространственные частоты в направлениях дальности и азимута ω_x , ω_y , можно учесть влияние уклона рельефа на величину оценки когерентности. Кроме того, метод 2-ДПФ позволяет определить пространственные частоты ω_x , ω_y по расположению пика в Фурье-области в рамках окна скольжения. Производя

демодуляцию полученных значений ω_x, ω_y , т.е. выполняя их перенос в область нулевых значений, становится возможным восстановить величину оценки когерентности без влияния уклона. Формула для построения карт когерентности с использованием Фурье-преобразования выглядит следующим образом:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} Z_1(x, y) \cdot Z_2^*(x, y) \cdot \exp(j(\omega_x x + \omega_y y)) \right|}{\sqrt{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |Z_1(x, y)|^2 \cdot \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |Z_2(x, y)|^2}},$$

где M, N – размеры области усреднения по дальности и азимуту соответственно;

j – мнимая единица;

ω_x, ω_y – пространственные частоты уклонов по дальности и азимуту соответственно.

Для исследования метода 2-ДПФ создано тестовое изображение, представляющее собой градиентные переходы в горизонтальном направлении, начиная от наиболее контрастного (диапазон значений яркости 255) и заканчивая наименее контрастным (диапазон значений яркости 40) (рис. 10.29, а). Размер тестового изображения составляет 2000×200 пикселей. Горизонтальный профиль тестового изображения показан на рис. 10.29, б.

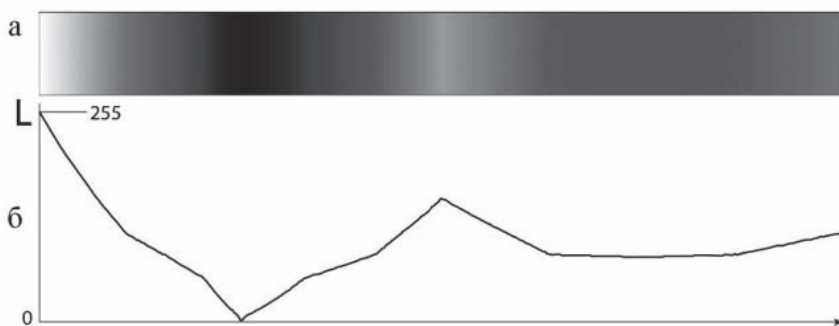


Рис. 10.29. а – тестовое изображение для опробования метода 2-ДПФ;
б – горизонтальный профиль тестового изображения, L – величина яркости

Для анализа методов создания карт когерентности с применением 2-ДПФ сформированы два гауссовых шумовых поля размером 2000×2000 пикселей, величина когерентности $\hat{\gamma}$ между которыми принята фиксированной со значением 0,5. Сгенерированное ранее тестовое изображение объединено с созданной парой шумовых полей при помощи операции комплексного умножения. Далее выполнена обработка двумя алгоритмами, основанными на классическом выражении (10.2) и выражении с применением 2-ДПФ. Область усреднения принята симметричной с размером стороны $N = 15$. Результаты представлены на рис. 10.30.

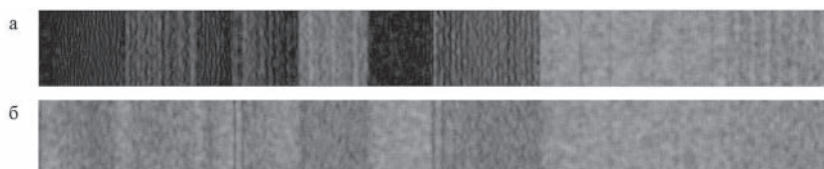


Рис. 10.30. Карты когерентности, построенные на основе тестового изображения с коэффициентом корреляции 0,5 методом:

а – классического выражения; б – выражения с применением 2-ДПФ

Для выполнения более строгой оценки полученных результатов построены горизонтальные профили карт когерентности, усредненные по 15 точкам. Полученные профили сопоставлены с дифференциалом (уклоном) горизонтального профиля тестового изображения, результаты приведены на рис. 10.31 и 10.32.

Из рис. 10.30–10.32 видно, что когерентность, полученная классическим способом (10.2), находится в тесной зависимости от абсолютной величины уклона: чем выше уклон, тем меньше величина когерентности. Карта когерентности, полученная с применением 2-ДПФ, показала лучшие результаты, в целом карта когерентности имеет равномерный фон в диапазоне значений яркости от 0,3 до 0,5. Коэффициент корреляции ρ между усредненным горизонтальным профилем и абсолютной величиной уклонов для классического метода и метода с применением 2-ДПФ составил 0,18 и 0,29 соответственно, что является количественным обоснованием факта слабого влияния уклона на оценку когерентности при использовании 2-ДПФ. Следует отметить, что время компьютерной обработки существенно возрастает в сравнении с классическим способом, что обусловлено

введением в расчетный алгоритм дополнительных расчетных процедур (2-ДПФ). В частности, для тестового изображения, показанного на рис. 10.30, полное время обработки составило 11,9 секунды для классического выражения и 42,7 секунды для выражения, основанного на быстром Фурье-преобразовании, т.е. процесс обработки замедлился более чем в три раза.

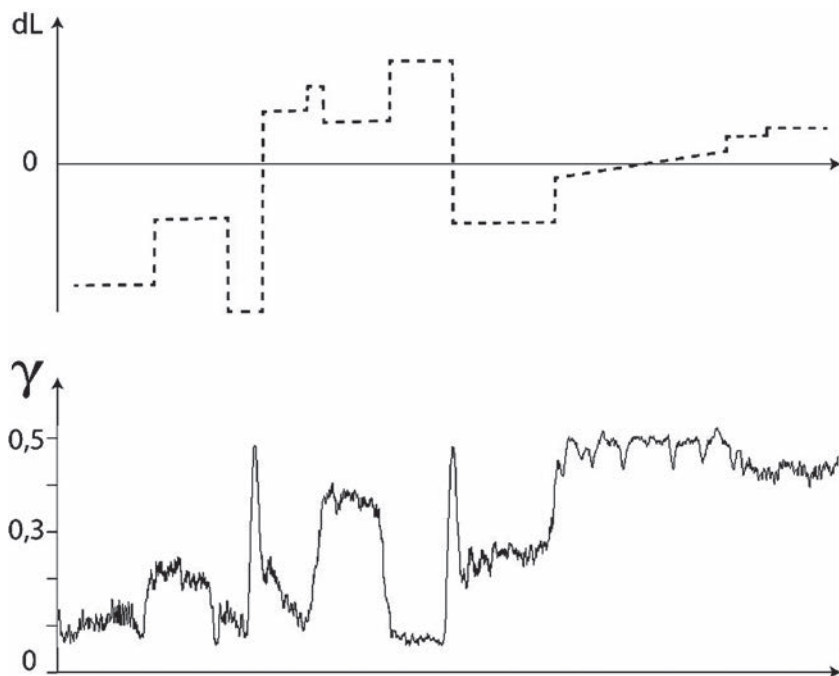


Рис. 10.31 а — производная горизонтального профиля тестового изображения (пунктирная линия); б — усредненный по 10 точкам горизонтальный профиль карты когерентности, построенной на основе тестового изображения с коэффициентом корреляции 0,5 с применением классического выражения (10.2) (сплошная линия)

Для выявления зависимости качества карты когерентности, полученной с использованием метода 2-ДПФ, от величины коэффициента когерентности $\hat{\gamma}$ между парными снимками выполнен расчет значений коэффициентов корреляции ρ между усреднённым горизонтальным профилем и абсолютной величиной уклонов, результаты представлены в табл. 10.2.

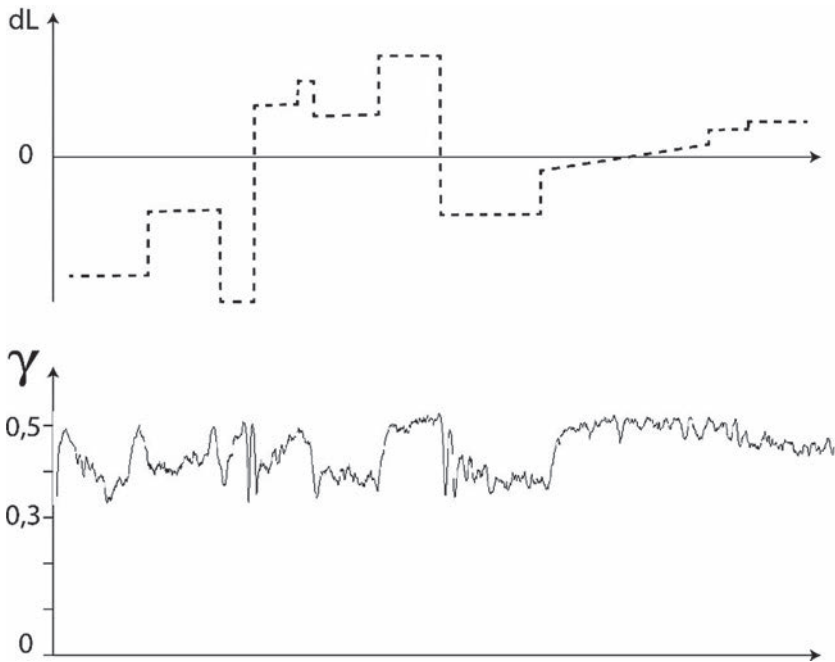


Рис. 10.32 а – производная горизонтального профиля тестового изображения (пунктирная линия); б – усредненный по 10 точкам горизонтальный профиль карты когерентности, построенной на основе тестового изображения с коэффициентом корреляции 0,5 с применением 2-ДПФ (сплошная линия)

Таблица 10.2

Зависимость коэффициента корреляции от значения величины когерентности между парными снимками

Коэффициент когерентности $\hat{\gamma}$	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
Коэффициент корреляции ρ	0,022	0,031	0,047	0,052	0,053	0,054	0,055	0,055	0,055

Из табл. 10.2 видно, что значение коэффициента корреляции между усреднённым горизонтальным профилем и абсолютной величиной уклонов остается практически неизменным начиная от величины коэффициента когерентности, равным 0,4. При меньших значениях коэффициента когерентности корреляция почти отсутствует, что в практическом применении соответствует специфическим участкам на земной поверхности (гидрографические объекты, лес).

Для выявления минимально необходимого размера области усреднения N , используемой при применении метода с 2-ДПФ, построен график зависимости величины смещения $d\hat{\gamma}$ при нулевой корреляции от размера области усреднения. Для расчетов использовано тестовое изображение, представленное на рис. 10.29, с наложенным гауссовым шумом, аналогично тому, как это было сделано ранее. В качестве области изменения окна усреднения положен диапазон от 3 до 65 элементов. Оценки проведены при применении классического выражение (10.2) и 2-ДПФ. Результаты представлены на рис. 10.33.

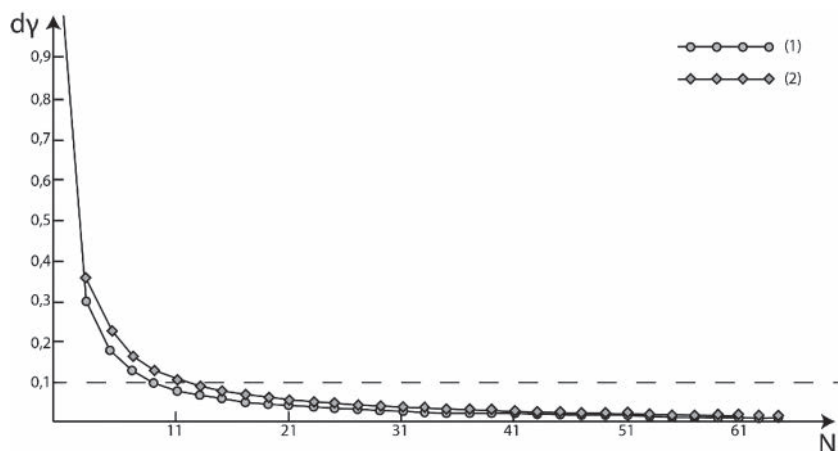


Рис. 10.33. Зависимость величины смещения оценки когерентности $d\gamma$ от размера области усреднения N . Значение когерентности положено равным нулю. Линия (1) соответствует классическому методу построения карт когерентности, линия (2) — методу, основанному на 2-ДПФ преобразовании

Как видно из рис. 10.33, для метода, основанного на 2-ДПФ преобразовании, минимальное значение размера области усреднения составляет 13 элементов, что несколько выше аналогичного значения

для классического выражения (11 элементов). На всей области значений N смещение оценки когерентности завышено для метода, основанного на преобразовании 2-ДПФ в сравнении с классическим, что объясняется эффективностью классической оценки, представленной выражением (10.2.2) [69]. При этом для минимального размера окна 3×3 величина разницы смещения составляет 0,04, при увеличении N это значение уменьшается, что в общем случае не является критичным для задач оценивания когерентности. Полученные зависимости имеют форму гиперболической кривой, что соответствует классическим представлениям о значимости оценки смещения от размера окна [69].

Еще один способ определения минимально допустимого окна усреднения при построении карт когерентностей с применением метода 2-ДПФ основан на расчете отношения величины пика 2-ДПФ к средней величине флуктуаций двумерного спектра. При слишком малых размерах окна пик спектра, соответствующий пространственной частоте уклона, будет подавляться флуктуацией шума спектра. Этот процесс может привести к нарушению демодуляции пространственной частоты, что особенно заметно при низких значениях когерентности [69]. Таким образом, при использовании этого подхода необходимо оценить минимальный размер окна, при котором отношение «пик/шум» будет достаточным для осуществления математического перенесения его в начало координат спектральной области. Более подробно эти проблемы рассмотрены в работе [75].

Для анализа статистической устойчивости метода, основанного на 2-ДПФ, расчет СКО оценки когерентности при фиксированной когерентности величиной 0,5. В качестве опорного изображения принято приведенное на рис. 10.29. При использовании классической формулы (10.2.2) величина СКО составила 0,154, при использовании метода с применением 2-ДПФ – 0,127, что свидетельствует о незначительном улучшении предложенного метода в отношении качества карты когерентности.

Для более полного анализа выполнен аналогичный расчет зависимости СКО оценки значения когерентности от варьируемой когерентности $\sigma_{\gamma} = \sigma_{\gamma}(\gamma)$. Варьируемая когерентность задана линейной функцией, увеличивающейся на интервале от 0 до 1 с шагом 0,05. В качестве опорных изображений использовано тестовое изображение, приведенное на рис. 10.29, имитирующее ЦМР с ненулевыми

уклонами рельефа. Также для наглядности на график добавлен результат для классического метода, имитирующее отсутствие рельефа местности. Размер окна усреднения принят равным 17×17 , усреднение выполнено по 300 точкам. Полученные зависимости представлены на рис. 10.34.

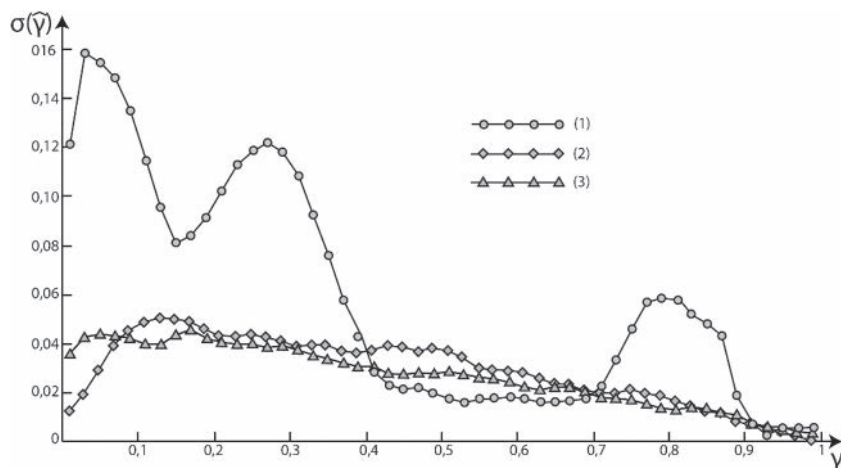


Рис. 10.34. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности. Размер окна составляет 17×17 . Линия (1) соответствует классическому методу на рельефе, линия (2) — классическому методу на плоском рельефе, линия (3) — методу 2-ДПФ

Как видно из рис. 10.34, все три зависимости в целом имеют похожую тенденцию: СКО оценки когерентности обратно пропорционально значению когерентности, причем при малых значениях когерентности (порядка 0,10–0,15) имеется высокий разброс, далее СКО спадает с разной степенью плавности практически до нулевого значения при когерентности, стремящейся к единице. Метод, основанный на использовании 2-ДПФ, является менее чувствительным к перепадам рельефа в сравнении с классическим выражением.

Для иллюстрации работы метода, основанного на 2-ДПФ преобразовании, выполнено моделирование карты когерентности с применением классического выражения (10.2.2) для двух фрагментов РСА-изображений (источник [43]). Расчет проведен при размерах окна усреднения 17×17 , 25×25 , 45×45 . Результаты сопоставлены с картами когерентности, построенными классическим методом с применением выражения (10.2.2), результат приведен на рис. 10.35.

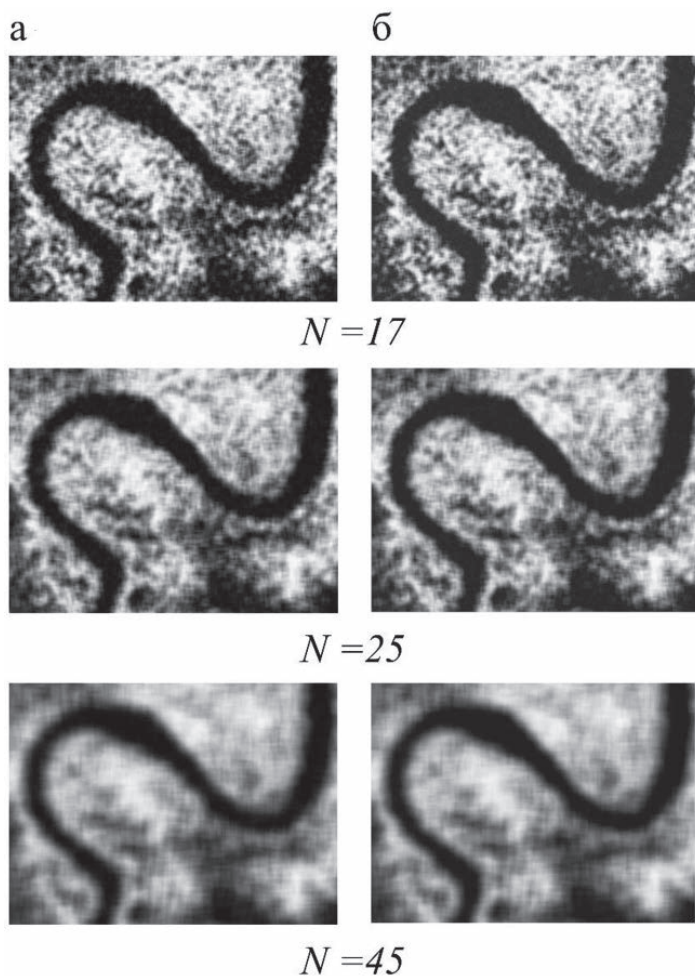


Рис. 10.35. Моделирование карт когерентности фрагмента РСА-пары при различных размерах окна усреднения:
 а – карты когерентности, построенные классическим методом;
 б – карты когерентности, построенные с помощью метода на основе 2-ДПФ

Как видно из рис. 10.35, принципиальной разницы между детальностью карт когерентности, полученных с помощью классического метода и метода, основанного на 2-ДПФ, преобразовании, нет. При

этом в целом значение яркости на картах когерентности (б) в среднем выше, чем на картах (а). Таким образом, принципиальные отличия метода, в основе которого лежит быстрое преобразование Фурье, заключаются в следующем:

- улучшение СКО оценки когерентности для областей с ненулевым рельефом (рис. 10.34);
- уменьшение скорости обработки РСА-пары более, чем в три раза;
- нижняя граница размера окна усреднения завышена в сравнении с классическим методом (17 и 11 соответственно), что может сказаться на требуемой детальности выходного продукта при ряде задач.

10.5.2. Иные модификации классического выражения

На основании рассмотренного выше классического метода построения карты когерентности существует еще несколько, основанных на модификации формулы (10.1). Для внесения ясности в физический смысл, лежащий в основе этих методов, необходимо произвести ряд преобразований выражения (10.1).

Радиолокационное изображение Z_i может быть представлено как

$$Z_i = A_i \cdot e^{i\varphi_i},$$

где A_i , φ_i — амплитуда и фаза радиолокационного сигнала.

В этом случае результат перемножения двух изображений (первого РСА-изображения и комплексного-сопряженного ко второму) может быть записан в следующей форме:

$$Z_1 \cdot Z_2^* = A_1 \cdot e^{i\varphi_1} \cdot A_2 \cdot e^{-i\varphi_2} = A_1 \cdot A_2 \cdot e^{i(\varphi_1 - \varphi_2)}.$$

При использовании программного комплекса SARscape в результате генерации и выравнивания интерферограммы исходные радиолокационные снимки могут быть представлены комплектом из трех изображений [73]:

- реальное изображение Pwr_1 — мощность сигнала опорного снимка, полученное как квадрат величины амплитуды A_1 ;
- реальное изображение Pwr_2 — мощность сигнала вспомогательного снимка;
- комплексное изображение $Dintr$ — разность фаз сигнала опорного и вспомогательного снимков.

Таким образом

$$Z_1 \cdot Z_2^* = \sqrt{Pwr_1 \cdot Pwr_2} \cdot Dintr.$$

Аналогично, квадрат модуля сигнала может быть представлен в виде

$$|Z_i|^2 = A_i^2 \cdot |e^{i\phi_i}|^2 = A_i^2.$$

Или, используя терминологию программного комплекса SARscape

$$|Z_i|^2 = Pwr_i, i = 1, 2.$$

Таким образом, используя полученные выражения с применением терминологии данных SARscape, выражение (10.2) для расчета карты когерентности может быть представлено как:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \sqrt{Pwr_1 \cdot Pwr_2} \cdot Dintr \right|}{\sqrt{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} Pwr_1 \cdot \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} Pwr_2}},$$

Первый из методов модификации этого выражения рассмотрен в работе [34] и представляет собой формулу:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \sqrt{Pwr_1 \cdot Pwr_2} \right|}{\sqrt{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} Pwr_1 \cdot \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} Pwr_2}}. \quad (10.5.1)$$

Поскольку изображение *Dintr* представляет собой разность фаз двух РСА-изображений, то одной из его составляющих является топографическая фаза, уклон которой может привести к смещению оценки когерентности. Соответственно, преимущество метода, основанного на последнем выражении, заключается, во-первых, в отсутствии влияния перепадов рельефа на итоговую оценку когерентности, во-вторых, в увеличении скорости обработки за счет того, что все вычисления производятся на множестве действительных чисел.

Для исследования метода, основанного на этом выражении, создано два тестовых изображения. Первое представляет собой градиентные переходы в горизонтальном направлении, начиная от наиболее контрастного (диапазон значений яркости 255) и заканчивая наименее контрастным (диапазон значений яркости 40) (рис. 10.36, а). Второе изображение представляет собой равномерный серый фон с фиксированным значением яркости, что соответству-

ет местности без перепадов рельефа (рис. 10.36, б). Размер тестовых изображений составляет 2000×200 пикселей.



Рис. 10.36. а – тестовое изображение, соответствующее ЦМР местности с уклонами различной крутизны в горизонтальном направлении;
б – тестовое изображение, соответствующее местности без перепадов рельефа

Для анализа методов создания карт когерентности сгенерировано два гауссовых шумовых поля размером 2000×200 пикселей, величина когерентности $\hat{\gamma}$ между которыми принята фиксированной со значением 0,5. Сгенерированные ранее тестовые изображения объединено с созданной парой шумовых полей при помощи операции комплексного умножения. Для обоих тестовых изображений выполнен расчет карт. Область усреднения принята симметричной с размером стороны $N = 15$. Результаты представлены на рис. 10.37.



Рис. 10.37. Карты когерентности, построенные на основе выражения (10.5.1):
а – тестовое изображение, соответствующее ЦМР местности с уклонами различной крутизны в горизонтальном направлении; б – тестовое изображение, соответствующее местности без перепадов рельефа

Как видно из рис. 10.37, для обоих тестовых изображений карты когерентности являются подобными. Это означает, что рельеф не оказывает влияния на результат оценивания, поэтому в дальнейшем тестовое изображение, приведенное на рис. 10.36, а, не использовано.

Для анализа смещения оценки когерентности при различных размерах окна усреднения выполнены расчеты коэффициента корреляции $\hat{\gamma}$ между двумя тестовыми изображениями, от ее идеального значения γ . В качестве тестовых изображений использованы два области, представляющие собой сгенерированный гауссов шум, в дальнейшем объединенный с помощью операции комплексного сопряжения. Размеры тестовых изображений равны 1000×1000 пикселей, размеры области усреднения положены равными по осям абсцисс и ординат, расчеты выполнены по двадцати значения когерентности в диапазоне от 0 до 1, размеры области усреднения составляют 25×25 . Результаты приведены на рис. 10.38.

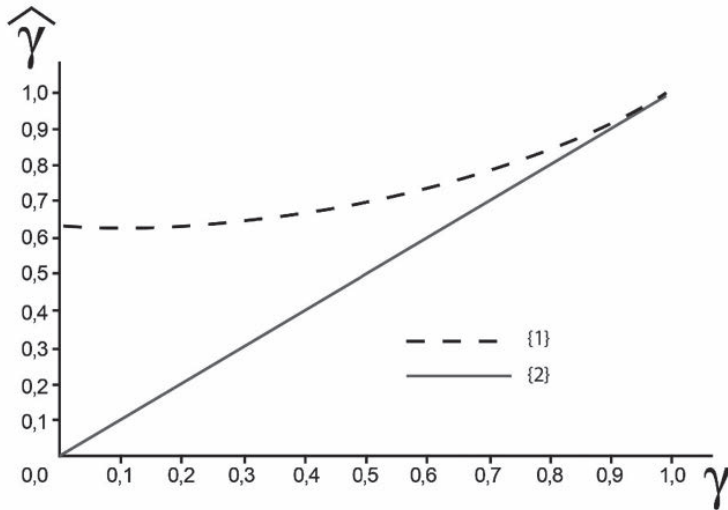


Рис. 10.38. Зависимость оценки коэффициента когерентности между смоделированными снимками от их теоретического значения

Как видно из рис. 10.38, даже при нулевом значении когерентности смещение оценки когерентности составляет приблизительно 0,61, при увеличении когерентности эта величина также увеличивается. Данный результат негативно сказывается на интерпретации выходной карты когерентности. Для уточнения характера этого явления построена зависимость смещения оценки при нулевой когерентности, результаты представлены на рис. 10.39.

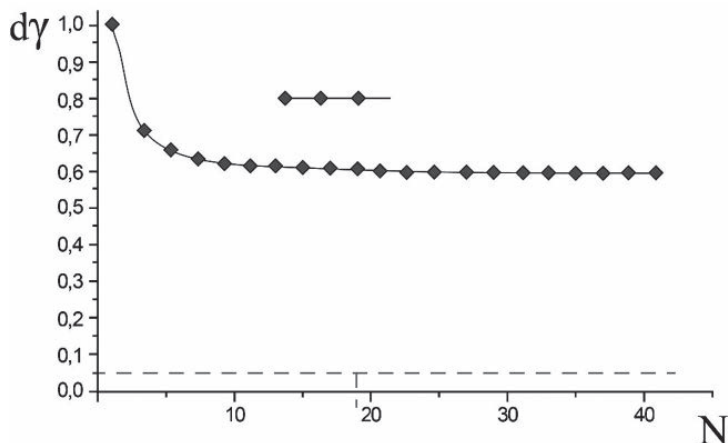


Рис. 10.39. Зависимость смещения оценки когерентности при нулевой корреляции

Из рис. 10.39 видно, что при увеличении размера окна смещение не изменяется и остается на уровне чуть выше 0,61, следовательно, в таком виде формула (10.5.1) неприемлема.

Для решения этой проблемы в работе [34] предложена модификация выражения (10.5.1) следующим образом:

$$\hat{\gamma}_1 = \begin{cases} \sqrt{2\hat{\gamma} - 1}, & \hat{\gamma} > 0,5; \\ 0, & \hat{\gamma} \leq 0,5, \end{cases} \quad (10.5.2)$$

где $\hat{\gamma}$ — оценка когерентности, полученная с помощью выражения (10.5.1).

Результаты оценки коэффициента когерентности, полученные с помощью выражения (10.5.2), приведены на рис. 10.40 и 10.41.

Как видно из рис. 10.40, несмотря на использованную модификацию, даже при нулевом значении когерентности смещение оценки когерентности составляет приблизительно 0,2, что существенно улучшает качество предложенного подхода. Однако при использовании выражения (10.5.2) уменьшается статистическая значимость полученной карты когерентности за счет удаления всех результатов с $\hat{\gamma} < 0,5$. Для уточнения этого вопроса выполнен расчет зависимости СКО от величины когерентности $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$. Варьируемая когерентность задана

при функции линейной функции, увеличивающейся на интервале от 0 до 1 с шагом 0,05. В качестве опорных изображений использовано тестовое изображение, приведенное на рис. 10.36, а, б и представляющее собой приближение местности с плавно изменяющимся рельефом. Размер окна усреднения принят равным 25×25 . Полученные зависимости представлены на рис. 10.41–10.42.

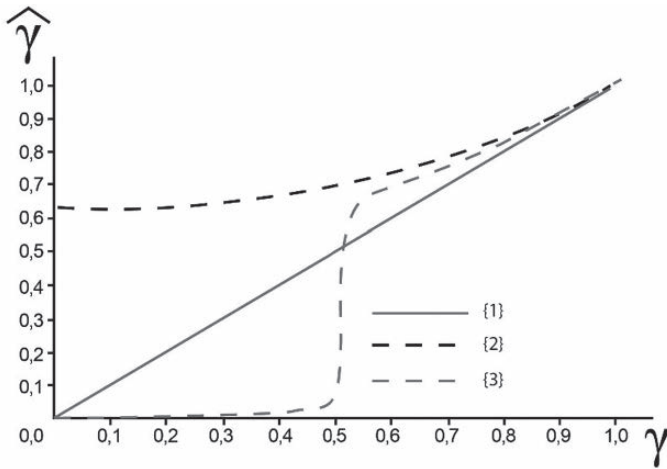


Рис. 10.40. Зависимость оценки коэффициента когерентности

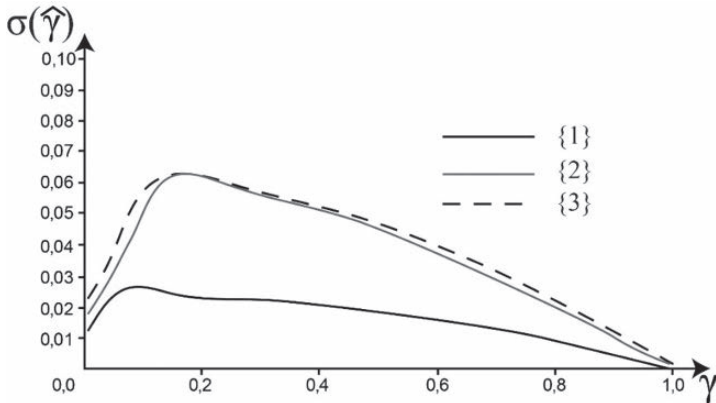


Рис. 10.41. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности. Расчеты выполнены для модельных изображений, имитирующих ровную поверхность

Ход изменения зависимости повторяет классический случай, однако при использовании выражения (10.5.2) оценки получаются завышенными, а разброс СКО возрастает, причем в случае применения модифицированного выражения разброс оказывается еще более существенным за счет игнорирования величин корреляции менее 0,5. Сами изображения карт когерентности представляют собой шумоподобные изображения, распределение которых близко к релеевскому.

Еще один способ расчета значения когерентности основан на том факте, что значения амплитуд не влияют на результат обработки интерференционных пар, а могут использоваться лишь в промежуточных вычислениях. Исходя из этих соображений, значения амплитуд можно устранить из выражения для расчета карт когерентности:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} D_{intr} \right|}{(2N+1)^2}. \quad (10.5.3)$$

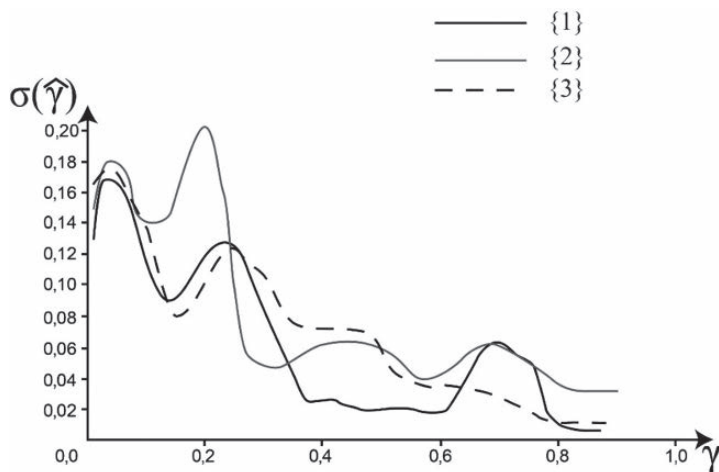


Рис. 10.42. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности. Расчеты выполнены для модельных изображений, имитирующих присутствие плавно меняющегося рельефа

Зависимость оценки коэффициента когерентности между смоделированными снимками от их теоретического значения, построенная с помощью выражения (10.5.3), приведена на рис. 10.43.

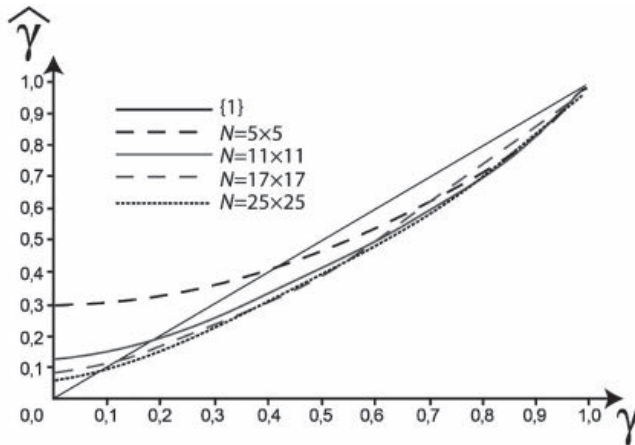


Рис. 10.43. Оценка коэффициента когерентности.
Расчеты приведены для разных величин окон усреднения N

Как видно из рис. 10.43, смещение оценки коэффициента корреляции может быть как положительным, так и отрицательным.

Зависимость величины смещения при нулевой когерентности от размеров области усреднения представлена на рис. 10.44.

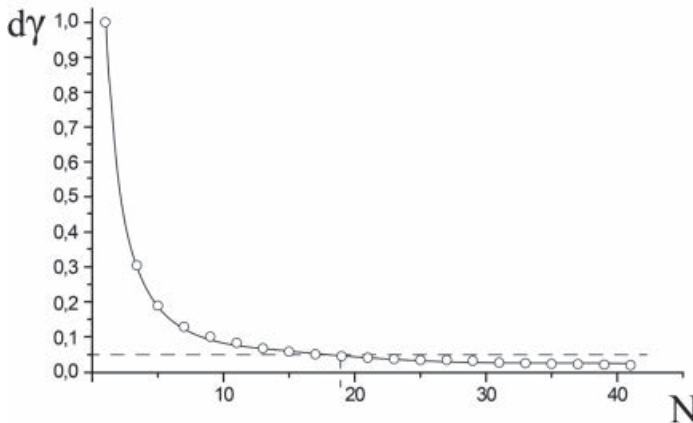


Рис. 10.44. Зависимость величины смещения оценки при нулевой корреляции.
Пунктирной линией показана граница допустимых значений величины смещения, равной 0,5

Ход изменения зависимости повторяет классический случай, однако при использовании выражения (10.5.2) смещения получаются чуть заниженными, так что при нулевой корреляции с увеличением размера окна от 1 до 41 пикселей величина смещения при оценке коэффициента корреляции уменьшается от 1,0 до 0,020. При этом размер окна, при котором величина смещения не превышает 0,05, также составляет (19×19) . Таким образом, оптимальный размер окна при использовании формулы (10.18) составляет не менее (19×19) .

Для оценки влияния выражения (10.5.2) на присутствие вариаций величины когерентности выполнен расчет зависимости СКО от величины когерентности $\sigma_{\hat{\gamma}} = \sigma_{\hat{\gamma}}(\gamma)$. Варьируемая когерентность задана при функции линейной функции, увеличивающейся на интервале от 0 до 1 с шагом 0,05. В качестве опорного изображения использованы тестовые изображения, приведенные на рис. 10.36 а, б и представляющие собой приближение местности с плавно изменяющимся рельефом. Размер окна усреднения принят равным 25×25 . Полученные зависимости представлены на рис. 10.45.

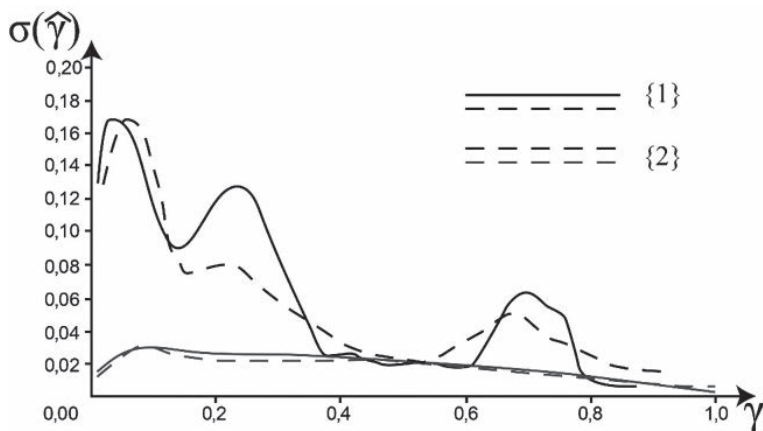


Рис. 10.45. Зависимость оценки когерентности от величины когерентности. Серые линии соответствуют плоской модели рельефа, черные линии — модели рельефа с плавно изменяющимся значением корреляции)

Таким образом, среди рассмотренных в этом разделе методов наилучшие результаты дает классическая формула (10.2.2), однако в ряде случаев (незначительные перепады высот местности) оказывается

возможным опустить влияние амплитуд и использовать выражение (10.5.1) с целью ускорения процедуры обработки данных.

10.5.3. Методы, основанные на пространственном дифференцировании

Следующая группа способов расчета карт когерентности представляет собой попытку избавиться от уклона топографической фазы за счет пространственного дифференцирования интерферометрических данных. Уклон фазы негативно сказывается на возможности достоверного оценивания когерентности, поскольку при наличии уклона фаза будет принимать всевозможные значения в интервале $[-\pi; \pi]$, что будет эквивалентно случайной фазе.

Метод пространственного дифференцирования реализуется применением следующего выражения:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} dZ_1(i, j) dZ_2^*(i, j) \right|}{\sqrt{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} dZ_1(i, j) \cdot \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} dZ_2(i, j)}}, \quad (10.5.1)$$

где элементы dZ_1 и dZ_2 представляют собой операторы вычитания фаз соседних элементов, а именно, следующие комбинации опорного и вспомогательного изображений:

$$dZ_1 = Z_1(i, j) \cdot Z_1^*(i, j+1);$$

$$dZ_2 = Z_2(i, j) \cdot Z_2^*(i, j+1).$$

Действительно, исходя из представления радиолокационного сигнала, элемент dZ_1 может быть представлен как:

$$\begin{aligned} dZ_1 &= A_1(i, j) \cdot e^{i\varphi_1(i, j)} \cdot A_1^*(i, j+1) \cdot e^{-i\varphi_1(i, j+1)} = \\ &= A_1(i, j) \cdot A_2(i, j+1) \cdot e^{i(\varphi_1(i, j) - \varphi_1(i, j+1))}. \end{aligned}$$

Таким образом, фазовая составляющая элемента dZ_1 обеспечивает пространственное дифференцирование вдоль направления дальности. Аналогично, может быть представлена фазовая составляющая элемента dZ_2 . Подробно теоретическое обоснование формулы (10.6.1) рассмотрено в [74]. Зависимость величины смещения при нулевой когерентности от размеров области усреднения при использовании

выражения (10.6.1) представлена на рис. 10.46, зависимость величины смещения от размера области усреднения – на рис. 10.47.

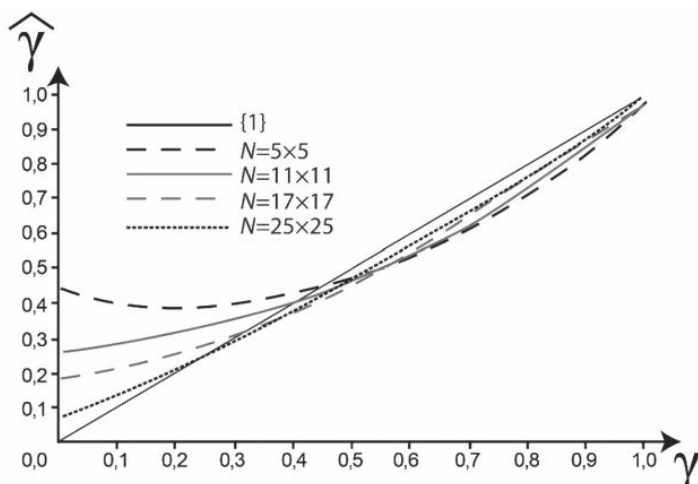


Рис. 10.46. Зависимость оценки коэффициента когерентности между от их теоретического значения. Расчеты приведены для разных величин окон усреднения N . Линия {1} соответствует теоретической зависимости

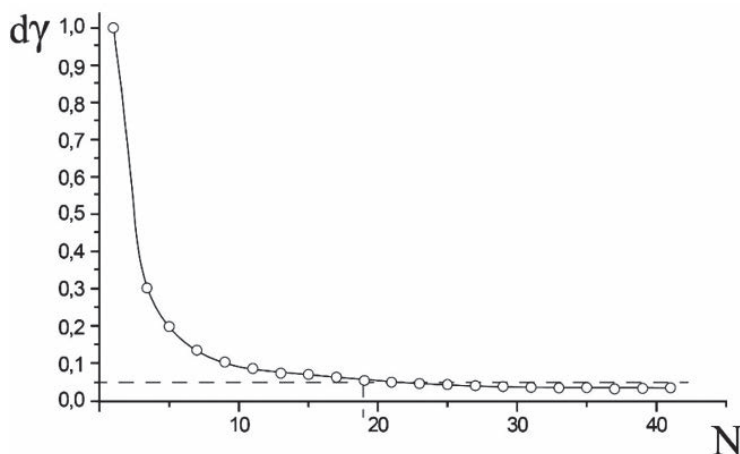


Рис. 10.47. Зависимость величины смещения оценки от теоретического значения когерентности при нулевой корреляции. Пунктирной линией показана граница допустимых значений величины смещения, равной 0,5

В отличие от классических способов, метод, основанный на пространственном дифференцировании, требует большего размера окна усреднения, а именно 23×23 . В противном случае смещения оказываются существенными, что неизбежно приведет к ложной интерпретации.

Поскольку этот тип модификации предназначен для учета влияния топографической фазы, то имеет смысл по аналогии с методом 2-ДПФ проверить его чувствительность к наличию уклонов. С использованием тестового изображения, приведенного на рис. 10.48, построен горизонтальные профили величин когерентности, усреднение выполнено по 15 значениям. Полученные профили сопоставлены с дифференциалом (уклоном) горизонтального профиля тестового изображения, результаты приведены на рис. 10.48.

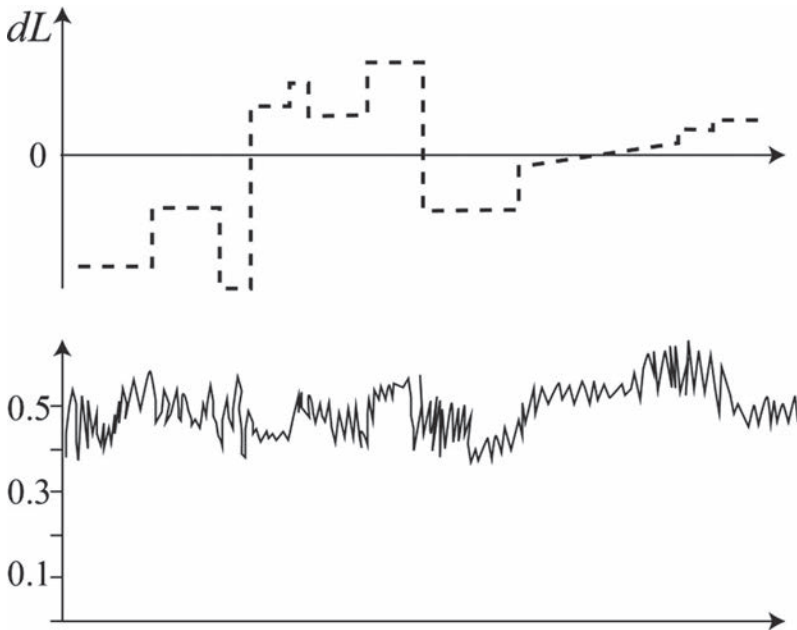


Рис. 10.48. а – производная горизонтального профиля тестового изображения (пунктирная линия); б – усредненный по 10 точкам горизонтальный профиль карты когерентности, построенной с применением метода пространственного дифференцирования

Видно, что карта когерентности, полученная с применением пространственного дифференцирования, показала результаты, сопоставимые с методом 2-ДПФ, в целом величины подчиняются равномерному распределению в диапазоне значений от 0,4 до 0,55.

Для выявления зависимости качества карты когерентности, полученной с использованием метода пространственного дифференцирования, от величины коэффициента когерентности γ между парными снимками выполнен расчет значений коэффициентов корреляции ρ между усреднённым горизонтальным профилем и абсолютной величиной уклонов, результаты представлены в табл. 10.3.

Таблица 10.3

Зависимость коэффициента корреляции от значения величины когерентности между парными снимками

Коэффициент когерентности $\hat{\gamma}$	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
Коэффициент корреляции ρ	0,026	0,035	0,049	0,056	0,058	0,059	0,056	0,058	0,059

Как и в случае метода 2-ДПФ, видно, что значение коэффициента корреляции между усреднённым горизонтальным профилем и абсолютной величиной уклонов остается на неизменном уровне при величине коэффициента когерентности более чем 0,4. При меньших значениях коэффициента когерентности величина корреляция крайне мала, что с точки зрения практического применения указывает на такие специфические объекты подстилающей поверхности, как гидрография и растительность.

Стоит отметить, что метод пространственного дифференцирования показал несколько худшие результаты, чем метод 2-ДПФ, однако скорость обработки при этом оказалась сопоставимой с классическим выражением (10.2.2).

Таким образом, показано, что топографическая составляющая фазы действительно влияет на оценки когерентности, причем в случае выраженного рельефа местности классическая формула (10.2.2) становится малоприменимой.

10.6. Литература к главе 10

1. Abdelfattah R., Nicolas J.-M. Interferometric SAR Coherence Magnitude Estimation Using Second Kind Statistics // IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2006. V. 44, № 7, P. 1942–1953.

2. Abdelfattah R. Interferometric Synthetic Aperture Radar Coherence Histogram Analysis for Land Cover Classification // 2006 2nd International Conference on Information & Communication Technologies, 2006. P. 343–348.

3. Abdelfattah R. Nicolas J.-M. Mixture Model for the Segmentation of the InSAR Coherence Map // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2010. V. 12, № 1, P. S138–S144.

4. Arciniegas G., Bijker W., Kerle N., Tolpekin V. Coherence- and amplitude-based analysis of seismogenic damage in Bam, Iran, using ENVISAT ASAR data // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007. V. 45, № 6, P. 1571–1581.

5. Askne J., Hagberg J.O. Potential of interferometric SAR for classification of land surfaces // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1993. P. 985–987.

6. Askne J.I.H., Dammert P.B.G., Ulander L.M.H., Smith G. C-Band Repeat-Pass Interferometric SAR Observations of the Forest // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, V. 35, № 1, P. 25–35.

7. Askne J., Smith G. Forest INSAR decorrelation and classification properties // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, P. 95–103.

8. Born and E. Wolf, Principles of Optics: Electromagnetic Theory of Propagation, Interference and Diffraction of Light, 5th ed. Elmsford, NY: Pergamon, 1985.

9. Burgess D.O., Sharp M.J., Mair D.W.F., Dowdeswell J.A., Benham T.J. Flow dynamics and iceberg calving rates of Devon Ice Cap, Nunavut, Canada // Journal of Glaciology, 2005, V. 51, № 173, P. 219–230.

10. Gray A.L., Mattar K.E., Vachon P.W., Bindaschadler R., Jezek K.C., Forster R., Crawford J.P. InSAR results from the RADARSAT Antarctic

Mapping Mission data: Estimation of glacier motion using a simple registration procedure // International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 1998, V. 3. P. 1638–1640.

11. Cattabeni M., Monti-Guarnieri A., Rocca F. (1994). Estimation and improvement of coherence in SAR interferograms // Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1994, V. 2, P. 720–722.

12. Shane R. Cloude S.R., Papathanassiou K.P. The Effect of Temporal Decorrelation on the Inversion of Forest Parameters from Pol-InSAR Data // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, P. 1429–1431.

13. Colin E., Titin-Schnaider C., Tabbara W. An Interferometric Coherence Optimization Method in Radar Polarimetry for High-Resolution Imagery // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, V. 44, № 1, P. 167–175.

14. Eldhuset K., Andersen P.H., Hauge S., Isaksson E. Weydahl D.J. ERS Tandem InSAR Processing for DEM Generation, Glacier Motion Estimation and Coherence Analysis on Svalbard // International Journal of Remote Sensing, 2003. V. 24. P. 1415–1437.

15. Engdahl M., Hyypä J. Land-cover classification using multitemporal ERS-1/2 InSAR data // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, V. 41, P. 1620–1628.

16. Fanelli A., Santoro M., Vitale A., Murino P., Askne J. Understanding ERS Coherence over Urban Areas // Envisat Symposium Looking down to Earth in the NEW Millennium, 2000.

17. Garestier F., Dubois-Fernandez P., Champion I. Forest height inversion using high-resolution P-band Pol-InSAR data // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008. V. 46. P. 3544–3559.

18. Gatelli F., Guarnieri A.M., Parizzi F., Pasquali P., Prati C., Rocca F. The wavenumber shift in SAR interferometry // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1994, V. 32, № 4, P. 855–865.

19. Gens R., van Genderen J.L. Review Article SAR interferometry—issues, techniques, applications // International Journal of Remote Sensing, 1996, V. 17, № 10, P. 1803–1835.

20. Goodman N.R. Statistical Analysis Based on a Certain Multivariate Complex Gaussian Distribution (An Introduction) // The Annals of Mathematical Statistics, 1936, V. 34, № 1, P. 152–177.

21. Gournelen N., Kim S.-W., Shepherd A., Park J.W., Sundal A.V. & Björnsson H., Pálsson F. (2011). Ice velocity determined using conventional

and multiple-aperture InSAR // *Earth and Planetary Science Letters*, 2011, V. 307. P. 156-160.

22. Guneriussen T., Hogda K.A., Johnsen H., Lauknes I. InSAR for estimation of changes in snow water equivalent of dry snow // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, V. 39. P. 2101–2108.

23. Hajnsek I., Kugler F., Lee S.-K., Papathanassiou K. Tropical-forest-parameter estimation by means of Pol-InSAR: The INDREX-II campaign // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, V. 47, P. 481–493.

24. Hallikainen M. Review of the Microwave Dielectric and Extinction Properties of Sea Ice and Snow // *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1992, V. 2, P. 961-965.

25. Heiko B. Forest mapping and monitoring with interferometric Synthetic Aperture Radar (InSAR) // *Progress in Physical Geography*, 2001, V. 25, № 2, P. 159-177.

26. Junhaia G., Daqinga G., Linxina W., Zuoruc Y., Zhiyic D., Wang Y., Liao M., Zhang L. A Coherence Estimation Method for Multi-temporal D-InSAR Deformation Monitoring in Coal Mining Areas // *SAR and Multispectral Image Processing*, 2005, V. 6043.

27. Kugler F., Koudogbo F., Gutjahr K., Papathanassiou K. Frequency Effects in Pol-InSAR Forest Height Estimation // *European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR)*, 2006, P. 1-4.

28. Lee H., Liu J.G. Analysis of topographic decorrelation in SAR interferometry using ratio coherence imagery // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, V. 39, № 2, P. 223-232.

29. Lee J.S., Cloude S.R., Papathanassiou K.P., Grunes M.R., Woodhouse I.H. Speckle filtering and coherence estimation of polarimetric SAR interferometry data for forest applications // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, V. 41, № 10, P. 2254-2263.

30. Lee H. Topographic phase corrected coherence estimation using multi-pass differential SAR interferometry: Differential coherence // *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2000, V. 2, P. 776–778.

31. Liming J., Mingsheng L., Hui L., Limin Y. Synergistic use of optical and InSAR data for urban impervious surface mapping: a case study in Hong Kong // *International Journal of Remote Sensing*, 2009, V. 30, № 11. P. 2781-2796.

32. Mingsheng L., Liming J., Hui L., Bo H., Jianya G. Urban Change Detection Based on Coherence and Intensity Characteristics of SAR Imagery // Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2008. P. 999-1006.

33. Monti-Guarnieri A., Guccione P., Pasquali P., Desnos Y.L. Multi-mode ENVISAT ASAR interferometry: techniques and preliminary results // IEE Proceedings – Radar Sonar and Navigation, 2003, V. 150. P. 193–200.

34. Monti-Guarnieri A., Prati C. SAR interferometry: a «Quick and dirty» coherence estimator for data browsing // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, V. 35, № 3, P. 660-669.

35. Payne T.M. The effect of scene elevation on the coherence of wide-angle crossing-node SAR pairs // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, V. 42, № 3, P. 520-528.

36. PALSAR sensor of ALOS satellite. Alaska Satellite Facility. режим доступа [https://www.asf.alaska.edu/sar_datasets/].

37. Rott H., Nagler T., Scheiber R. Snow mass retrieval by means of SAR interferometry // 2003.

38. Hong S.-H., Wdowski S., Kim S.-W., Won J.-S. Multi-temporal monitoring of wetland levels in the Florida Everglades using interferometric synthetic aperture radar (InSAR) // Remote Sensing of Environment, 2010, V. 114.

39. Santoro M., Cartus O. Improvement of interferometric SAR coherence estimates by slope-adaptive range common-band filtering // Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2007, P. 129–132.

40. Santoro M., Fanelli A., Askne J., Murino P. Monitoring urban areas by means of coherence levels // Conference: Fringe, 1999.

41. Schneider R.Z., Papathanassiou K.P., Hajnsek I., Moreira A. Polarimetric and interferometric characterization of coherent scatterers in urban areas // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, V. 44, № 4, P. 971-984.

42. Schwabisch M., Geudtner D. Improvement of phase and coherence map quality using azimuth prefiltering: examples from ERS-1 and X-SAR // International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Quantitative Remote Sensing for Science and Applications, 1995, V. 1, P. 205-207.

43. Sentinel Online. ERA resources. Режим доступа: [<https://sentinel.esa.int/>].

44. Seymour M.S., Cumming I.G. Maximum likelihood estimation for SAR interferometry // Proceedings of IGARSS, IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Pasadena, 1994, V. 4. P. 2272-2275.
45. Shabou A., Baselice F., Ferraioli G. Urban Digital Elevation Model Reconstruction Using Very High Resolution Multichannel InSAR Data // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, V. 50. P. 4748-4758.
46. Sharma J., Hajnsek I., Papathanassiou K., Moreira A. Estimation of Glacier Ice Extinction Using Long-Wavelength Airborne Pol-InSAR // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012.
47. Singh G., Venkataraman G., Rao Y., Kumar V., Snehmani O. InSAR Coherence Measurement Techniques for Snow Cover Mapping in Himalayan Region // Conference: Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008, V. 4. № IV P. 1077-1082.
- SRTM DATA. режим доступа [<http://srtm.csi.cgiar.org/>].
49. Takeuchi S., Suga Y., Yonezawa C., Chen A.J. Detection of urban disaster using InSAR. A case study for the 1999 Great Taiwan Earthquake // Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2000, V. 1. P. 339-341.
50. Thiele A., Thoennessen U., Cadario E., Schulz K., Soergel U. Building recognition from multi-aspect high-resolution interferometric SAR data in urban areas // Proceedings of SPIE – The International Society for Optical Engineering, 2006.
51. Tiuri M., Sihvola A., Nyfors E., Hallikaiken M. The complex dielectric constant of snow at microwave frequencies // IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1984, V. 9, № 5, P. 377-382.
52. Touzi R., Lopes A., Bruniquel J., Vachon P.W. Coherence estimation for SAR imagery // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, V. 37, № 1, P. 135-149.
53. Touzi R., Lopes A. Statistics of the Stokes parameters and of the complex coherence parameters in one-look and multilook speckle fields // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1996, V. 34, № 2, P. 519-531.
54. Treuhaft R.N., Law B.E., Asner G.P. Forest Attributes from Radar Interferometric Structure and Its Fusion with Optical Remote Sensing // BioScience, 2004, V. 54, № 6, P. 561-571.
55. Treuhaft N.R., Siqueira P. The calculated performance of forest structure and biomass estimates from interferometric radar // Waves in Random Media, 2004, V. 14, № 10.

56. Vasile G., Trouve E. General adaptive-neighborhood technique for improving synthetic aperture radar interferometric coherence estimation // PubMed, 2004, V. 21, № 8, P. 1455-1464.

57. Wang T., Liao M., Perissin D. InSAR Coherence-Decomposition Analysis // Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010 V. 7. P. 156–160.

58. Weydahl D.J. Analysis of ERS SAR coherence images acquired over vegetated areas and urban features // International Journal of Remote Sensing, 2001, V. 22, № 14, P. 2811-2830.

59. Weydahl J.D. Analysis of ERS Tandem SAR coherence from glaciers, valleys, and fjord ice on Svalbard // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, V. 39. P. 2029–2039.

60. Wright P., Macklin T., Willis C., Rye T. Coherent change detection with SAR // Radar Conference, 2005. P. 17–20.

61. Yang L., Jiang L., Lin H., Liao M. Quantifying Sub-pixel Urban Impervious Surface through Fusion of Optical and InSAR Imagery // Geoscience & Remote Sensing, 2009, V. 46. P. 161-171.

62. Young N.W., Hyland G. Velocity and strain rates derived from InSAR analysis over the Amery Ice Shelf, East Antarctica // Annals of Glaciology, 2002, V. 34, P. 228-234.

63. Ye X., Kaufmann H., Guo X.F. Landslide Monitoring in the Three Gorges Area Using D-INSAR and Corner Reflectors // Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2004, № 10, P. 1167-1172.

64. Zebker A.H., Chen K. Accurate Estimation of Correlation in InSAR Observations // Geoscience and Remote Sensing Letters, 2005, V. 2. P. 124–127.

65. Zhong L., Danskin W. InSAR analysis of natural recharge to define structure of a ground-water basin, San Bernardino, California // Geophysical Research Letters, 2001, V. 28. P. 2661-2664.

66. Александров В.А. Преобразование Фурье: Учеб. пособие. Новосибирск: НГУ, 2002. – 60 с.

67. Валеев В.Г. Помехоустойчивость радиотехнических измерительных систем. Свердловск: Уральский политехнический институт им. С.М. Кирова, 1987. – 101 с.

68. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции. М.: Советское радио, 1972. – 744 с.

69. Горяинов В.Б., Павлов И.В., Цветкова Г.М. и др. Математическая статистика. (Сер. Математика в техническом университете. Вып. XVII). М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2001. – 424 с.

70. Коберниченко В.Г., Сосновский, А.В. Особенности построения цифровых моделей рельефа на основе метода космической радиолокационной интерферометрии // Труды СПИИРАН, 2013. Т. 5, № 28, С. 194-208.

71. Лайонс Р. Цифровая обработка сигналов. М.: Издательство БИНОМ, 2006. – 652 с.

72. Неронский Л.Б., Михайлов В.Ф., Брагин И.В. Микроволновая аппаратура дистанционного зондирования поверхности Земли и атмосферы. Радиолокаторы с синтезированной апертурой антенны. Учебное пособие. СПб., ГУАП, 1999. – 220 с.

73. Обработка радарных данных с использованием ПК ENVI SARscape. режим доступа [https://sovzond.ru/products/software/sar_data_processing/sarscape/].

74. Сосновский А.В., Коберниченко В.Г. О Точности цифровых моделей рельефа, полученных методом космической радиолокационной интерферометрии // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 2012, Т. 9, № 2, С. 122-129.

75. Сосновский А.В., Коберниченко В.Г. Исследование алгоритмов развертывания фазы при формировании цифровых моделей местности методом космической радиолокационной интерферометрии // Известия высших учебных заведений России. Радиоэлектроника. Т. 7, С. 84-92.

76. Тихонов В.И. Статистическая радиотехника. М.: Советское радио, 1966. – 677 с.

77. Шувалов Р.И. Математическое моделирование фазового градиента для задачи развертки фазы в космической радиолокационной топографической интерферометрии. Диссертационная работа на соискание ученой степени кандидата технических наук. 2011.

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	3
1. ОСНОВНЫЕ МЕТОДЫ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ	4
1.1. История дистанционного зондирования Земли из космоса	4
1.2. Техника получения материалов дистанционного зондирования.....	5
1.3. РЛС с синтезированной апертурой.....	7
1.4. Литература к главе 1.....	11
2. МАЛЫЕ КОСМИЧЕСКИЕ АППАРАТЫ И ОСНОВНЫЕ ПОЛОЖЕНИЯ РАДИОЛОКАЦИИ РАСПРЕДЕЛЁННЫХ ЦЕЛЕЙ.....	12
Литература к главе 2	21
3. КЛАССИФИКАЦИЯ ПРЦ ПО ДАННЫМ КОСМИЧЕСКОЙ РЛС БОКОВОГО ОБЗОРА С СИНТЕЗИРОВАННОЙ АПЕРТУРОЙ.....	25
3.1. Математическая модель цели и отражённого сигнала при решении задач распознавания пространственно-распределённых целей в космических РЛС с синтезированной апертурой.....	25
3.2. Многоальтернативная проверка гипотез относительно различных классов ПРЦ при их наблюдении совокупностью космических радиолокационных средств.....	32
3.3. Адаптивный алгоритм классификации пространственно-распределённых целей по данным радиолокатора с синтезированной апертурой.....	38
3.4. Литература к главе 3.....	45
4. АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ КЛАССИФИКАЦИИ ПРОСТРАНСТВЕННО-РАСПРЕДЕЛЁННЫХ ЦЕЛЕЙ ПО ДАННЫМ РСА.....	46
4.1. Границы Чернова и Кайлата — метод определения потенциальных возможностей классификации ПРЦ по вектору наблюдаемых данных.....	46
4.2. Анализ потенциальных характеристик классификации ПРЦ по вектору наблюдаемых данных.....	53
4.3. Методика расчета эффективности классификации ПРЦ по радиолокационному портрету.....	58

4.3.1.	Проблема анализа эффективности алгоритмов классификации	58
4.3.2.	Вывод расчетных выражений для оценки вероятностей правильных и ошибочных решений при классификации ПРЦ по РЛИ	62
4.3.3.	Оценка эффективности классификации при корнях большой кратности	73
4.4.	Анализ алгоритмов классификации по РЛИ ПРЦ	74
4.5.	Комплексное распознавание. Классификация ПРЦ по данным нескольких средств наблюдения	74
4.5.1.	Процедуры комплексной классификации	77
4.5.2.	Анализ эффективности классификации	79
4.6.	Методика расчета вероятности правильного распознавания при объединении решений отдельных СН методом простого голосования	82
4.7.	Литература к главе 4	85
5.	КЛАССИФИКАЦИЯ ПРЦ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ (НС)	86
5.1.	Нейронные сети и их применение в задачах распознавания РЛИ	86
5.1.1.	Персептрон	86
5.1.2.	Многослойные нейронные сети	86
5.1.3.	Сверточная нейронная сеть	88
5.1.4.	Способ нейросетевой реализации метода анализа главных компонент	88
5.1.5.	Нейронные сети высокого порядка	89
5.1.6.	Нейронные сети Хопфилда	89
5.1.7.	Самоорганизующиеся нейронные сети Кохонена	90
5.1.8.	Нейронная сеть с радиально-базисной функцией	90
5.1.9.	Когнитрон	91
5.1.10.	Неокогнитрон	91
5.1.11.	Смешанный метод	92
5.1.12.	Вероятностная нейронная сеть	93
5.1.13.	Линейная сеть	93
5.2.	Сравнительный анализ нейронных сетей применительно к задаче классификации ПРЦ	94
5.3.	Оценка ракурса с помощью нейронных сетей	96
5.4.	Классификация ПРЦ по интенсивности	103
5.5.	Литература к главе 5	105

6. СИНТЕЗ ОПТИМАЛЬНЫХ АЛГОРИТМОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ПРЦ.....	106
6.1. Синтез оптимального алгоритма обнаружения ПРЦ при наличии в объеме разрешения не более одного элемента	106
6.2. Реализация и анализ оптимальных алгоритмов обнаружения и оценивания.....	116
6.3. Литература к главе 6.....	124
7. ИЗМЕРЕНИЕ ПАРАМЕТРОВ РЛИ	125
7.1. Измерение общегрупповых параметров распределенной цели. Измерение координат центра РЛИ	125
7.1.1. Синтез оптимального измерителя общегруппового параметра групповой цели	125
7.1.2. Анализ эффективности алгоритма измерения координаты центра ПРЦ	131
7.2. Оценка области, занимаемой целью на РЛИ	135
7.3. Оценка ракурса цели	141
7.4. Анализ алгоритмов оценки координат граничных точек между областями РЛИ с отличающимся контрастом	143
7.5. Межобзорная идентификация РЛИ ПРЦ	147
7.6. Оценка радиолокационного портрета ПРЦ	151
7.7. Компенсация отражений от источников помех.....	154
7.7.1. Разработка алгоритма	155
7.7.2. Анализ алгоритма	158
7.8. Интерферометрические РСА для измерения высот целей	161
7.9. Литература к главе 7.....	167
8. СОВМЕЩЕНИЕ И ОБЪЕДИНЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ	169
8.1. Введение	169
8.2. Процедура совмещения изображений	169
8.3. Автоматизированное определение положения контрольных точек.....	170
8.4. Объединение изображений	173
8.4.1. Объединение изображений в пространстве признаков.....	173
8.4.2. Объединение изображений в пространственной области	174
8.4.3. Модуляция высоких частот.....	175
8.4.4. Многомасштабное объединение	176

8.4.5. Примеры объединения изображений	176
8.5. Литература к главе 8.....	179
9. ТЕМАТИЧЕСКАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ	180
9.1. Введение.....	180
9.2. Понятие схождения.....	182
9.3. Сравнение жесткой и мягкой классификации.....	183
9.4. Обучение классификатора.....	184
9.5. Контролируемое обучение	185
9.6. Неконтролируемое обучение.....	188
9.7. Алгоритм кластеризации методом К-средних.....	189
9.8. Непараметрическая классификация.....	190
9.8.1. Классификатор срезов слоев	190
9.8.2. Классификатор на основе анализа гистограммы	191
9.8.3. Классификатор ближайших соседей	192
9.8.4. Классификация нечеткого множества.....	192
9.9. Литература к главе 9.....	194
10. АНАЛИЗ МЕТОДОВ РАСЧЕТА КАРТ КОГЕРЕНТНОСТИ ПРИ ОБРАБОТКЕ ИНТЕРФЕРОМЕТРИЧЕСКИХ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ПАР	195
10.1. Введение.....	195
10.2. Построение карт когерентности	197
10.3. Анализ формулы для расчета карт когерентности	198
10.4. Свойства карт когерентности.....	219
10.5. Модификации классического подхода при построении карт когерентности	225
10.5.1. Фурье-преобразование в совокупности с классическим выражением для построения карт когерентности	227
10.5.2. Иные модификации классического выражения	238
10.5.3. Методы, основанные на пространственном дифференцировании	247
10.6. Литература к главе 10	251

Научное издание

Доросинский Леонид Григорьевич
Виноградова Нина Сергеевна

ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ В МНОГОПОЗИЦИОННЫХ КОСМИЧЕСКИХ РСА

Монография



Технический редактор Кулакова Г.А.

Подписано в печать 31.07.2019

Бумага офсетная.

Гарнитура NewtonС

Формат 60×84 1/16

Печать трафаретная. Печ. л. 16,38.

Тираж 500 экз. Заказ № 020-19.

Отпечатано в типографии ИД «Академия Естествознания»,
440026, г. Пенза, ул. Лермонтова, 3